



Departamento de Engenharia  
Química

---

**Avaliação do estado do óleo de motores Diesel usando  
Redes Neurais Artificiais**

Dissertação apresentada para obtenção do grau de Mestre em Engenharia e  
Gestão Industrial

**Autor**

**Inês Gonçalves Costa**

**Orientador(es)**

**Doutor José Manuel Torres Farinha & Doutor Mateus Mendes**

Instituto Superior de Engenharia de Coimbra

Coimbra

setembro 2019



## **Resumo**

O controlo do estado do óleo nos transportes públicos urbanos é indispensável, devido à importância do funcionamento dos mesmos para dar ao público o melhor conforto e segurança possíveis. Por isso, pretende-se demonstrar, no presente trabalho, como a decisão automatizada pode contribuir para a área da manutenção, na vertente do acompanhamento de condição, de forma a ajudar a tomar a decisão certa no momento certo.

Para facilitar o processo de monitorização dos óleos de motores Diesel dos autocarros pertencentes às duas empresas de transporte em estudo, criaram-se modelos de Redes Neurais Artificiais que permitiram determinar que as políticas de substituição dos óleos são ligeiramente diferentes em ambas as empresas. Para a análise do óleo utilizaram-se vinte e um parâmetros que, atualmente, nas duas empresas são avaliados por um técnico especialista humano que depois também decide quando o óleo deve ser substituído.

Os modelos neuronais criados mostraram um bom desempenho, capazes de apoiar a decisão aos técnicos das empresas ao nível de um especialista.

**Palavras-chave:** Manutenção Preditiva; RNA; Análise de óleos; Motores Diesel.



## **Abstract**

The control of the oil condition in urban public transport is strategic, due to the importance of the operating conditions to give the public the best possible comfort and safety. Therefore, the objective was to demonstrate, in the present work, how the automated decision can contributing to the maintenance area, in the area of condition monitoring, aiming to support the right decision at the right time.

With the objective to facilitate the process of monitoring the Diesel engine oils of the buses belonging to the two transport companies under study, Artificial Neural Networks models were created which, allowed us to determine that the oil substitution policies are slightly different in both companies. For the analysis of the oil, twenty-one parameters were used that, currently, in the two companies are evaluated by a human expert technician who then also decides when the oil should be replaced.

The created neural models showed a good performance, able to support the decision of the technicians of the companies at the level of a specialist.

**Keywords:** Predictive Maintenance; RNA; Oil analysis; Diesel engines.



## **Agradecimentos**

Com o objetivo de agradecer a todos aqueles que, de uma forma ou de outra me ajudaram na concretização da presente dissertação, gostaria de expressar a minha gratidão neste pequeno texto.

Em primeiro lugar, gostaria de agradecer aos professores e orientadores que tornaram este projeto possível, nomeadamente o Professor José Torres Farinha e o Professor Mateus Mendes, que sempre com muita paciência, apoio e motivação me ajudaram na construção desta dissertação, que representa o final de uma grande etapa da minha vida.

Aos meus pais e aos meus irmãos, que são o meu maior orgulho e exemplos de vida, agradeço do fundo do meu coração toda a força e carinho que me transmitiram ao longo destes cinco anos de trabalho.

Ao meu namorado pelos conselhos e a paciência que teve nestes últimos anos e que se mostrou sempre disponível para ajudar nos melhores e nos piores momentos.

Aos meus amigos que me acompanharam ao longo destes últimos anos, expresso a minha maior gratidão, porque mesmo mais longe ou mais perto nunca me deixaram de proporcionar momentos de alegria, companheirismo e incentivo.

Um enorme obrigado!





# Índice

<b>RESUMO</b>	<b>I</b>
<b>ABSTRACT</b>	<b>III</b>
<b>AGRADECIMENTOS</b>	<b>V</b>
<b>ÍNDICE</b>	<b>VII</b>
<b>ÍNDICE DE FIGURAS</b>	<b>IX</b>
<b>ÍNDICE DE TABELAS</b>	<b>XI</b>
<b>SIMBOLOGIA E ABREVIATURAS</b>	<b>XIII</b>
<b>1 - INTRODUÇÃO</b>	<b>1</b>
1.1 - Motivação	2
1.2 - Objetivos	3
1.3 - Estrutura da dissertação	4
<b>2 - ENQUADRAMENTO TEÓRICO</b>	<b>5</b>
2.1 - Estado da arte	5
2.2 - Manutenção	7
2.2.1 - Conceito de manutenção	7
2.2.2 - Objetivos da manutenção	8
2.2.3 - Tipos de manutenção	9
2.2.3.1 - Manutenção melhorativa	9
2.2.3.2 - Manutenção preventiva	9
2.2.3.2.1 <b>Manutenção preventiva sistemática</b>	<b>10</b>
2.2.3.2.2 <b>Manutenção preventiva condicionada</b>	<b>10</b>
2.2.3.3 - Manutenção corretiva	10
2.2.4 - Manutenção preditiva	11
2.2.5 - “Curva da banheira”	13
2.2.6 - Importância da tecnologia na manutenção	14
2.3 - Redes neurais artificiais	16
2.3.1 - Inteligência artificial	16
2.3.2 - Redes neurais artificiais	16
2.3.2.1 - Perceptrão	19
2.3.2.2 - Rede <i>feedforward</i>	21
2.3.2.3 - Algoritmos aplicados a redes neurais durante o treino	23
2.3.2.4 - Arquiteturas das redes neurais	24
2.3.2.5 - Aprendizagem das redes neurais	26
2.3.2.6 - Uso das redes neurais do <i>datamining</i>	27
2.3.2.7 - Vantagens das redes neurais	28
2.3.2.8 - Aplicações	29
<b>3 - CASOS DE ESTUDO – APLICAÇÃO DE MODELOS NEURONAIS A DOIS DATASETS</b>	<b>31</b>
3.1 - Problema	31
3.2 - Caracterização das empresas	31
3.3 - Descrição dos <i>datasets</i>	32
3.4 - Projeto da empresa A	35
3.4.1 - Análise de testes	35
3.4.2 - Análise de resultados	38
3.4.2.1 - Análise de sensibilidade	43
3.4.2.2 - Pesos atribuídos às variáveis	44
3.5 - Projeto da empresa B	45
3.5.1 - Análise de testes	45
3.5.2 - Análise de resultados	47

3.5.2.1 - Análise de sensibilidade	51
3.5.2.2 - Pesos atribuídos às variáveis	53
3.6 - Análise fundindo os <i>datasets</i>	53
3.6.1 - Problema	53
3.6.2 - Análise de testes	54
3.6.3 - Análise de resultados	56
3.6.3.1 - Análise de sensibilidade	58
3.6.3.2 - Pesos atribuídos às variáveis	59
3.7 - Análise com os <i>datasets</i> equilibrados	60
3.7.1 - Problema	60
3.7.2 - Análise de testes	61
3.7.3 - Análise de resultados	62
3.7.3.1 - Análise de sensibilidade	64
3.7.3.2 - Pesos atribuídos às variáveis	65
3.7.4 - Análise comparativa com PCA	66
<b>4 - DISCUSSÃO</b>	<b>68</b>
<b>5 - CONCLUSÕES</b>	<b>71</b>
<b>BIBLIOGRAFIA</b>	<b>1</b>
<b>ANEXO A – TABELAS DA ANÁLISE COMPARATIVA DOS DIAGNÓSTICOS</b>	<b>5</b>
<b>ANEXO B – SCORE DAS VARIÁVEIS CALCULADO COM <i>CONNECTION WEIGHT</i></b>	<b>20</b>
<b><i>APPROACH</i></b>	<b>20</b>

# Índice de Figuras

FIGURA 1- REPRESENTAÇÃO DA "CURVA DA BANHEIRA" <sup>2</sup> .....	13
FIGURA 2- ESTRUTURA DE UM NEURÓNIO HUMANO <sup>3</sup> .....	18
FIGURA 3- ESQUEMA DO NEURÓNIO ARTIFICIAL E HUMANO [FONTE: (SULEIMAN E NEHDI, 2017)] .....	19
FIGURA 4- EXEMPLO DE UM PERCETRÃO [FONTE: (SHARMA, 2017)] .....	20
FIGURA 5- ARQUITETURA DA REDE <i>MULTILAYER FEEDFORWARD</i> [FONTE: (HAWKIN, 2014)] .....	22
FIGURA 6- EXEMPLO DE REDE DE "CAMADA ÚNICA" [FONTE: (HAWKIN, 2014)] .....	24
FIGURA 7- ARQUITETURA DAS <i>RECURRENT NETWORKS</i> [FONTE: (HAWKIN, 2014)] .....	25
FIGURA 8- ESQUEMA DE PROCESSO DE APRENDIZAGEM SUPERVISIONADA [FONTE: (HAWKIN, 2014)] .....	27
FIGURA 9- REPRESENTAÇÃO DA ESTRUTURA DA REDE PARA O MELHOR MODELO OBTIDO DO CONJUNTO DE DADOS DA EMPRESA A .....	38
FIGURA 10- R_UNDERLINE (ALL) - REGRESSÃO LINEAR DOS RESULTADOS PARA O MELHOR MODELO DA REDE NEURONAL OBTIDO DO CONJUNTO DE DADOS DA EMPRESA A .....	39
FIGURA 11- RESULTADOS OBTIDOS PARA OS TRÊS CONJUNTOS (DE TREINO, VALIDAÇÃO E TESTE), BEM COMO PARA TODO O DATASET, COM O MELHOR MODELO GERADO USANDO OS DADOS DA EMPRESA A .....	40
FIGURA 12- DESEMPENHO DURANTE O TREINO, DO MELHOR MODELO OBTIDO COM O CONJUNTO DE DADOS DA EMPRESA A .....	41
FIGURA 13- REGRESSÃO LINEAR PARA OS RESULTADOS DO MODELO TREINADO COM OS DADOS DA EMPRESA A, TESTANDO COM O CONJUNTO DE DADOS DA EMPRESA B .....	42
FIGURA 14- REPRESENTAÇÃO DA ESTRUTURA DA REDE PARA O MELHOR MODELO OBTIDO DO CONJUNTO DE DADOS DA EMPRESA B .....	47
FIGURA 15- REGRESSÃO LINEAR DOS RESULTADOS PARA O MELHOR MODELO DA REDE NEURONAL OBTIDO DO CONJUNTO DE DADOS DA EMPRESA B .....	48
FIGURA 16- RESULTADOS OBTIDOS PARA OS TRÊS CONJUNTOS DE TREINO, VALIDAÇÃO E TESTE PARA O MELHOR MODELO PARA O CONJUNTO DE DADOS DA EMPRESA B .....	49
FIGURA 17- DESEMPENHO DOS CONJUNTOS DE TREINO, VALIDAÇÃO E TESTE OBTIDO DO MELHOR MODELO PARA OS DADOS DA EMPRESA B .....	49
FIGURA 18- REGRESSÃO LINEAR TREINANDO COM DADOS DA EMPRESA B, SIMULANDO COM O CONJUNTO DE DADOS DA EMPRESA A .....	51
FIGURA 19- REPRESENTAÇÃO DA ESTRUTURA DA REDE PARA O MELHOR MODELO OBTIDO DO CONJUNTO DE DADOS DA EMPRESA A E B .....	55
FIGURA 20- REGRESSÃO LINEAR DOS RESULTADOS PARA O MELHOR MODELO DA REDE NEURONAL OBTIDO DO CONJUNTO DE DADOS DA EMPRESA A E B .....	56
FIGURA 21- RESULTADOS OBTIDOS PARA OS TRÊS CONJUNTOS DE TREINO, VALIDAÇÃO E TESTE, PARA O MODELO TREINADO COM TODOS OS DADOS DA EMPRESA A E B .....	57
FIGURA 22- DESEMPENHO DOS TRÊS CONJUNTOS DE TREINO, VALIDAÇÃO E TESTE, PARA O MELHOR MODELO OBTIDO COM OS DADOS DA EMPRESA A E B .....	57

FIGURA 23- REPRESENTAÇÃO DA ESTRUTURA DA REDE PARA O MELHOR MODELO OBTIDO DO CONJUNTO DE DADOS DA EMPRESA A E B, MAS COM APENAS 47 AMOSTRAS DE CADA <i>DATASET</i> .....	62
FIGURA 24- REGRESSÃO LINEAR DOS RESULTADOS PARA O MELHOR MODELO DA REDE NEURONAL OBTIDO DO CONJUNTO DE DADOS <i>ABBALANCED</i> .....	62
FIGURA 25- RESULTADOS OBTIDOS PARA OS TRÊS CONJUNTOS DE TREINO, VALIDAÇÃO E TESTE PARA O MELHOR MODELO PARA O CONJUNTO DE DADOS <i>ABBALANCED</i> .....	63
FIGURA 26- DESEMPENHO DOS TRÊS CONJUNTOS DE TREINO MELHOR MODELO OBTIDO COM TODOS OS DADOS DO <i>ABBALANCED</i> .....	64

# Índice de Tabelas

TABELA 1- SÍNTESE DE ESTUDOS RELACIONADOS COM ANÁLISE DE ÓLEOS E REDES NEURONAIS .....	6
TABELA 2- PARÂMETROS DE AVALIAÇÃO NA MANUTENÇÃO DE AUTOCARROS .....	33
TABELA 3- R E MSE OBTIDOS PARA OS DIFERENTES TAMANHOS DA REDE NEURONAL, PARA O CONJUNTO DE DADOS DA EMPRESA A .....	37
TABELA 4- <i>CONFUSION MATRIX</i> COM OS ERROS DO MODELO DE TREINO COM OS RESULTADOS PARA AS EMPRESAS A E B. O MODELO MOSTRA DOIS ERROS PARA A EMPRESA A, MAS 39 PARA A EMPRESA B....	43
TABELA 5- PESOS QUE MAIS CONTRIBUEM POSITIVAMENTE E NEGATIVAMENTE NO MELHOR MODELO, PARA O CONJUNTO DE DADOS DA EMPRESA A .....	45
TABELA 6- R E MSE OBTIDOS PARA OS DIFERENTES TAMANHOS DA REDE NEURONAL, PARA O CONJUNTO DE DADOS DA EMPRESA B .....	46
TABELA 7- <i>CONFUSION MATRIX</i> DOS ERROS OBTIDOS NA SIMULAÇÃO DO MODELO TREINADO COM DADOS DA EMPRESA B, SIMULANDO DADOS DAS EMPRESAS A E B .....	52
TABELA 8- PESOS QUE MAIS CONTRIBUEM POSITIVAMENTE E NEGATIVAMENTE NO MELHOR MODELO, PARA O CONJUNTO DE DADOS DA EMPRESA B .....	53
TABELA 9- R E MSE OBTIDOS PARA OS DIFERENTES TAMANHOS DA REDE NEURONAL, PARA O CONJUNTO DE DADOS DA EMPRESA A E B .....	54
TABELA 10- <i>CONFUSION MATRIX</i> PARA OS ERROS DO MODELO TREINADO COM O <i>DATASET</i> DO PROJETO DA EMPRESA A E B EM CONJUNTO .....	59
TABELA 11- PESOS QUE MAIS CONTRIBUEM POSITIVAMENTE E NEGATIVAMENTE NO MELHOR MODELO, OBTIDOS COM OS DADOS DA EMPRESA A E B.....	60
TABELA 12- R E MSE OBTIDOS PARA OS DIFERENTES TAMANHOS DA REDE NEURONAL, PARA O CONJUNTO DE DADOS DA EMPRESA A E B COM APENAS 47 AMOSTRAS DE CADA <i>DATASET</i> .....	61
TABELA 13- <i>CONFUSION MATRIX</i> DOS ERROS OBTIDOS DO MODELO COM O <i>DATASET</i> <i>ABBALANCED</i> .....	65
TABELA 14- PESOS QUE MAIS CONTRIBUEM POSITIVAMENTE E NEGATIVAMENTE NO MELHOR MODELO, PARA O MODELO <i>ABBALANCED</i> .....	66
TABELA 15- RESUMO DOS RESULTADOS OBTIDOS PARA OS QUATRO ESTUDOS REALIZADOS .....	69
TABELA 16- RESUMO DE TRÊS PESOS QUE MAIS CONTRIBUEM POSITIVAMENTE PARA OS QUATRO ESTUDOS REALIZADOS ANTERIORMENTE .....	70
TABELA 17- COMPARAÇÃO DOS VALORES DE DIAGNÓSTICO OBTIDOS PELA EMPRESA A E DOS VALORES OBTIDOS NA SIMULAÇÃO DA REDE PARA A EMPRESA A.....	5
TABELA 18- COMPARAÇÃO DOS VALORES DE DIAGNÓSTICO OBTIDOS PELA EMPRESA B E DOS VALORES OBTIDOS PELA REDE ATRAVÉS DA SIMULAÇÃO PARA A EMPRESA B, NO ENTANTO COM O TREINO REALIZADO PARA A EMPRESA A .....	6
TABELA 19- COMPARAÇÃO DOS VALORES DE DIAGNÓSTICOS OBTIDOS PELA EMPRESA B E DOS VALORES OBTIDOS NA SIMULAÇÃO DA REDE PARA A EMPRESA B .....	9

TABELA 20- COMPARAÇÃO DOS VALORES DE DIAGNÓSTICO OBTIDOS PELA EMPRESA A E DOS VALORES OBTIDOS PELA REDE ATRAVÉS DA SIMULAÇÃO PARA A EMPRESA A, NO ENTANTO COM O TREINO REALIZADO PARA A EMPRESA B .....	11
TABELA 21- COMPARAÇÃO DOS VALORES DE DIAGNÓSTICO OBTIDOS PELAS EMPRESAS A E B EM CONJUNTO, E DOS VALORES OBTIDOS ATRAVÉS DA SIMULAÇÃO DA REDE PARA A EMPRESA A E B EM CONJUNTO .....	12
TABELA 22- COMPARAÇÃO DOS VALORES DE DIAGNÓSTICO OBTIDOS PELO <i>ABBALANCED</i> (EMPRESA A (47 AMOSTRAS) E B (47 AMOSTRAS)), COM O TOTAL DE 94 AMOSTRAS, E DOS VALORES OBTIDOS ATRAVÉS DA SIMULAÇÃO DA REDE PARA O PROJETO <i>ABBALANCED</i> .....	16
TABELA 23- REPRESENTAÇÃO DOS PESOS ATRIBUÍDOS ÀS VARIÁVEIS PARA O MODELO DA EMPRESA A .....	20
TABELA 24- REPRESENTAÇÃO DOS PESOS ATRIBUÍDOS ÀS VARIÁVEIS PARA O MODELO DA EMPRESA B .....	20
TABELA 25- REPRESENTAÇÃO DOS PESOS ATRIBUÍDOS ÀS VARIÁVEIS PARA O MODELO DA EMPRESA A E B .....	21
TABELA 26- REPRESENTAÇÃO DOS PESOS ATRIBUÍDOS ÀS VARIÁVEIS PARA O MODELO <i>ABBALANCED</i> (94 AMOSTRAS, COM 47 AMOSTRAS DE EMPRESA A E DA EMPRESA B) .....	21

## **Simbologia e Abreviaturas**

ABS - *Anti-lock Braking System*

Adim - Adimensional

Al - Alumínio

ANN – *Artificial Neural Network*

CBM - *Condition- based Maintenance*

cm - Centímetros

CMMS - *Computerized Maintenance Management System*

Cr- Crômio

Cst - Centistokes

Cu - Cobre

CWA - *Connection Weight Approach*

EBM – *Event-based Maintenance*

Fe - Ferro

GMAC – Gestão da Manutenção Assistida por Computadores

gr - Gramas

IA – Inteligência Artificial

IoT – *Internet of Things*

KDD - *Knowledge-Discovery in Databases*

KOH – Hidróxido de Potássio

LM – *Levenberg- Marquardt*

Mgr – miligrama

Mo - Molibdênio

MSE – *Mean Squared Normalized*

Na - Sódio

Ni - Níquel

Pb - Chumbo

PCA – Principal Component Analysis

ppm – Parte por milhão

R – *R-value*

RNA – Rede Neuronal Artificial

Si - Silício

Sn - Estanho

SVM – *Support Vector Machines*

TBM – *Time-based Maintenance*

V - Vanádio



---

## 1 - Introdução

Até à 1ª Guerra Mundial (1914), a manutenção era apenas mais uma das funções do operador, reparando os equipamentos quando estes apresentavam alguma falha. No entanto, depois do ano de 1914, a manutenção começou a ser mais valorizada sendo desempenhada por equipas específicas, e assim tornando possível a redução do tempo de avaria.

Desta forma, a atividade manutenção, com o passar dos anos, foi aumentando significativamente, ganhando a sua devida importância. Nos anos 30 do século XX houve “pressão” para que a produção aumentasse nas empresas, o que levou, obrigatoriamente, ao surgimento da necessidade de evitar e reparar as falhas com maior rapidez, aumentando a atenção dada à manutenção. Notou-se um claro crescimento, transportando e relacionando o conceito de manutenção à engenharia, adaptando-se então computadores e outros tipos de tecnologias à manutenção. Através de vários modelos estatísticos e matemáticos associados a este crescimento, houve um pico na evolução.

Segundo Brown & Sodalini (2016), “A partir da década de 80, os sistemas e instalações tornaram-se cada vez mais complexos, as necessidades do mercado competitivo e a intolerância ao tempo de inatividade aumentaram e os custos de manutenção continuaram a subir. Juntamente com a procura do mercado por maior confiabilidade a um custo menor, surgiu uma nova conscientização dos processos de falha, técnicas de gerenciamento aprimoradas e novas tecnologias para permitir uma compreensão da saúde das máquinas e dos componentes. O estudo do risco tornou-se muito importante.”

Com toda a preocupação da prevenção do risco, a manutenção sofreu várias alterações que a tornaram mais valiosa e transmitindo mais poder às empresas. Ferreira (1998) afirma que algumas das mais importantes modificações passaram pelos equipamentos de produção que se tornaram mais compactos, complexos e utilizados de forma mais intensa. Os equipamentos passaram a ser mais caros (aumento do investimento), com períodos de amortização mais pequenos e, por último, a exigência imposta por novos métodos de gestão da produção (*Just-In-Time*) exigiram a eliminação total dos problemas e avarias das máquinas.

Sendo assim, segundo Brown & Sodalini (2016), a manutenção inclui a gestão, controlo, execução e a qualidade das atividades que garantem, de forma razoável, que os

---

níveis de *design* de disponibilidade e desempenho dos ativos sejam atingidos para atender aos objetivos da empresa.

Através desta componente, nos dias de hoje, empresas de transportes públicos vivem o seu dia-a-dia acompanhadas por este conceito, uma vez que o seu negócio acaba por estar dependente de manutenção.

No entanto, apesar de algumas indústrias compreenderem a importância da manutenção, acabam por não tirar o devido partido dela e, ao longo do desenvolvimento deste estudo é exatamente este ponto que queremos estudar e dar uma solução para o problema.

As empresas neste caso de estudo são chamadas de empresa A e B. O primeiro objetivo é compreender em que ponto de manutenção se encontra em cada uma delas, para que seja possível uma análise correta dos resultados.

O segundo objetivo passa por propor uma solução para o problema da manutenção nas empresas. Usando Redes Neurais Artificiais (RNA) pretende-se utilizar uma manutenção preventiva e classificar, através da aprendizagem computacional, as intervenções de manutenção necessárias para as empresas, sendo estas, no caso dos óleos dos motores Diesel, determinadas com base na análise de vinte e uma variáveis que indicam o estado do óleo.

É importante esclarecer que as bases de dados disponibilizadas pelas duas empresas apresentam uma classificação final (diagnóstico) que permite compreender em que estado está o respetivo óleo, segundo a análise de um técnico especialista.

Ainda, de forma a compreender melhor o método das redes neuronais, segundo Dacombe (2017) “o método é um modelo de processamento de informação inspirado no modo como os nervos biológicos, do cérebro humano, processam informação. Em termos mais simples, é um modelo matemático do cérebro que é usado para processar relações não lineares entre as entradas e saídas em paralelo, como o cérebro humano faz a cada segundo.”

## **1.1 - Motivação**

As empresas de transportes públicos têm como principal objetivo atender aos passageiros, de forma a que estes possam estar no lugar certo e à hora indicada. Para isso é

---

necessário que todos os veículos apresentem condições necessárias para esta prática, sendo estas avaliadas através de intervenções de manutenção.

A manutenção destes veículos requer técnicos especializados, para que possam fazer a análise do veículo da forma mais coerente possível.

As empresas estudadas ao longo deste projeto praticam manutenção condicionada, com uma componente preditiva, de forma a atribuir um diagnóstico ao veículo sujeito à intervenção, tendo em conta que este diagnóstico é feito pelo técnico responsável.

Assim, a primeira motivação para o desenvolvimento deste projeto foi constatar se, na realidade, estas decisões são as mais acertadas, através da inteligência artificial.

## **1.2 - Objetivos**

Durante o desenvolvimento do presente trabalho pretendeu-se constatar se os diagnósticos dos motores Diesel, para cada uma das viaturas das empresas, são semelhantes e podem ser modelados por um sistema de aprendizagem computacional.

Estudou-se, paralelamente a este trabalho, uma análise multivariada, otimizando o método das Componentes Principais (PCA), que ajudaria a corroborar os resultados obtidos usando as redes neuronais.

Deste trabalho foram também produzidos dois artigos científicos, um específico sobre o método das redes neuronais, publicado nas atas do congresso eMaintenance 2019 e outro comparando com os resultados da análise multivariada (submetido a uma revista internacional).

Assim, os principais objetivos do presente trabalho passam por avaliar, nas duas empresas em estudo, a situação da manutenção dos motores a Diesel das suas viaturas a partir da análise aos óleos dos motores Diesel.

---

## 1.3 - Estrutura da dissertação

A presente dissertação está estruturada nos seguintes capítulos:

Capítulo 1 – Este capítulo apresenta uma introdução ao trabalho desenvolvido, acompanhado da motivação e dos objetivos. Engloba-se também a estrutura do documento, com o objetivo de apresentar uma visão global do documento.

Capítulo 2 – Este capítulo faz o enquadramento teórico do presente trabalho incluindo uma revisão sintética do estado da arte. Apresenta ainda os conceitos subjacentes às redes neurais artificiais, uma vez que foi esta ferramenta de inteligência artificial usada no estudo dos veículos urbanos, fazendo alusão às várias áreas onde se insere a sua aplicabilidade, as suas vantagens e os algoritmos mais usados.

Capítulo 3 – Neste capítulo dão-se a conhecer os principais resultados e a sua respetiva análise, compreendendo como se aplicou a técnica das redes neurais aos dados das duas empresas em estudo, os erros constatados nos diagnósticos através de análise comparativa e a importância de cada variável para a decisão final. No entanto, é importante destacar que foram realizados quatro estudos individuais, sendo que os dois primeiros são os individuais das empresas, o terceiro estudo referente a uma análise dos dados das empresas em conjunto, e o final referente a ambos os dados da empresa, sendo que o número de dados retirados de cada uma das empresas é o mesmo.

Capítulo 4 – Aborda uma discussão sobre os resultados obtidos no capítulo anterior, de forma a compreender as principais conclusões.

Capítulo 5 – Este capítulo sintetiza o trabalho desenvolvido, assim como recomendações para desenvolvimentos futuros.

ANEXOS – Incluem todas as tabelas necessárias para a compreensão de alguns dos resultados.

---

## 2 - Enquadramento teórico

### 2.1 - Estado da arte

Devido à importância que a manutenção tem na atualidade, o número de estudos acerca desta área torna-se cada vez mais vasto. Assim, neste capítulo apresenta-se um resumo de algumas das últimas abordagens relevantes no que respeita à manutenção condicionada, incluindo a sua vertente preditiva.

Raposo *et al.* (2019) apresenta um estudo que demonstra a evolução da degradação de óleos dos motores Diesel pertencentes a um conjunto de autocarros urbanos, apresentando uma política de manutenção preventiva para a substituição destes mesmos óleos. Através das condições do óleo é possível determinar os intervalos para a substituição do óleo e ainda alargar esse mesmo intervalo para aumentar a disponibilidade do equipamento. O modelo apresentado neste estudo pode, ainda, ser aplicado a vários tipos de variáveis, das quais a avaliação do óleo está dependente, bem como a outro tipo de equipamentos sujeitos a manutenção preventiva (Raposo *et al.*, 2019).

A metodologia utilizada no desenvolvimento do estudo considera algumas das variáveis de parâmetros de qualidade dos óleos, representando os resultados através de uma curva P-F. É importante compreender que a curva P-F, segundo Santos (2017), “analisa o comportamento dos ativos de manutenção desde o início da potencial falha até ao momento em que esta acontece.” A ideia é que a manutenção seja feita entre o momento em que é possível prever a potencial falha, mas antes dela acontecer.

Gajewski & Vališ (2017) analisam o óleo de sistemas de transportes pesados. Os dados recolhidos dos óleos pertencentes aos motores foram utilizados para identificar padrões utilizando modelação com redes neuronais artificiais. Neste estudo, o objetivo dos autores é demonstrar se existe a possibilidade de alterar o período de tempo para a manutenção preventiva, uma vez que acabam por ser períodos curtos. Assim, os resultados obtidos podem vir a ser utilizados na otimização dos procedimentos de manutenção.

Phillips *et al.* (2015) apresentam um estudo baseado nos óleos de motores de camiões, onde a metodologia utilizada foi a regressão logística, de forma a oferecer uma melhor identificação dos óleos dos motores em bom ou mau estado. Uma vez que o estudo se baseia no método de regressão logística, o autor ao longo do desenvolvimento do trabalho, procura

comparar os resultados obtidos com o desempenho preditivo resultante das técnicas de RNA e *Support Vector Machine* (SVM) que, em conclusão, demonstram que a regressão logística supera ambas as abordagens comparativas.

Hongxiang, Yuntao & Xiangjun (2011) usam o instrumento espectroscópio de eletrodo de disco rotativo para poder determinar as concentrações de cada elemento nas amostras em estudo para, posteriormente, usarem redes neuronais para classificar diferentes tipos de óleos e determinarem qual a sua condição, designadamente se este está em condições de funcionamento ou não. Como conclusão do estudo demonstram que é possível usar o método para revelar os tipos de óleos e distinguir a condição do motor a Diesel durante a manutenção quando existe uma falha no funcionamento.

Para a análise comparativa dos estudos representados construiu-se a Tabela 1 de forma a compreender o número de variáveis utilizadas durante o estudo e o método que se usou para a realização do mesmo.

**Tabela 1- Síntese de estudos relacionados com análise de óleos e redes neuronais**

	VARIÁVEIS ANALISADAS	MÉTODO	AMOSTRAS	EQUIPAMENTOS EM ESTUDO
<b>RAPOSO, FARINHA, FONSECA &amp; GALAR</b>	23 variáveis	Séries Temporais	60	Autocarros urbanos
<b>GAJEWSKI &amp; VALIS</b>	14 variáveis	ANN	350	Transporte de pesados
<b>J. PHILLIPS, CRIPPS, LAU &amp; HODKIEWICZ</b>	6 variáveis	Regressão Logística	400000	Transporte de pesados
<b>HONGXIANG, YUNTAO &amp; XIANGJUN</b>	21 variáveis	ANN	93	Motores a Diesel
<b>PROPOSTA PRESENTE</b>	21 variáveis	ANN	135	Autocarros urbanos

As redes neuronais são um método que, desde há alguns anos atrás, se mantém bastante ativo no mundo da investigação, daí ser fácil encontrar casos de estudo que envolvam este tipo de redes. O que chama a atenção neste método é, essencialmente, a sua comparação com o cérebro humano, e o seu método de treino que acaba por ir ao encontro de uma forma de aprendizagem dos seres humanos, usando raciocínio indutivo.

---

Dois dos estudos apresentados são baseados em redes neuronais, correspondendo os restantes a outras formas de análise de dados. No que respeita ao número de amostras, no estudo realizado por Phillips *et al.* (2015) observa-se uma grande disparidade em comparação com os restantes grupos, apresentando um número de amostras exorbitante, o que acaba por tornar a proposta mais credível, uma vez que quanto maior for o número de dados mais credível será o resultado. No entanto, o número de variáveis em estudo acaba por ser o mais pequeno.

Os equipamentos em estudo acabam por estar interligados, uma vez que os quatro estudos também apresentam análises de óleos em motores, apenas muda o tipo de veículo em estudo.

## **2.2 - Manutenção**

### **2.2.1 - Conceito de manutenção**

Existem várias definições para o conceito manutenção, que explicam de diferentes formas daquilo que, realmente, é a manutenção. Segundo Monchy (1989), a manutenção “é um desafio industrial que implica discutir as estruturas atuais inertes e promover métodos adaptados à nova natureza dos materiais”.

Segundo Sacristán (1975), “as palavras ‘manutenção industrial’ empregam-se para designar as técnicas que asseguram a utilização correta dos edifícios e das instalações e o funcionamento contínuo das máquinas de produção.”

Finalmente, segundo a norma portuguesa (NP EN 13306, 2017), a manutenção “é a combinação de todas as ações técnicas, administrativas e de gestão, durante o ciclo de vida de um bem, destinadas a mantê-lo ou a repô-lo num estado em que possa desempenhar a função requerida.”

Como se pode concluir do precedente, existem várias definições que podem ser atribuídas à manutenção e todas elas implicam que esta esteja indexada ao bom funcionamento dos equipamentos necessários para uma boa rotina da empresa.

---

## 2.2.2 - Objetivos da manutenção

Geralmente, para a manutenção definem-se quatro objetivos principais que, segundo Balaca (2015) são: a segurança; a qualidade; o custo; e a disponibilidade.

A segurança é algo que, geralmente, toda a gente tem uma pequena noção do que é, e como pode ser posta em prática, mas que é frequentemente descurada, daí ser muito importante relembrar, designadamente a segurança dos operadores, dos equipamentos e de todos os indivíduos responsáveis por realizar uma determinada função com o equipamento.

A qualidade encontra-se associada, não apenas à produção dos produtos e serviços, mas também a todo o ambiente que envolve a respetiva produção, como, por exemplo, a higiene e o ambiente de trabalho. No que respeita à produção, a qualidade encarrega-se, essencialmente, de diminuir o número de defeitos e de aumentar o rendimento dos equipamentos usados para a respetiva produção.

O custo é um elemento muito importante, se não for o mais importante, para a empresa. A manutenção permite diminuir os custos de produção do produto a ser fabricado (custos de produção do próprio produto, custos de manutenção ou de não-manutenção).

Finalmente, a disponibilidade é um objetivo da manutenção, uma vez que permite reduzir o número de paragens dos equipamentos por avarias, ou mesmo de imobilização. Também permite gerir o tempo de funcionamento das máquinas, de forma a que uma máquina não esteja a ser utilizada quando for necessário o seu auxílio, existindo uma gestão no tempo de manuseamento das máquinas.

No que respeita às diversas responsabilidades da manutenção dentro de uma organização, estas passam essencialmente pela gestão e controlo de várias áreas que fazem parte da constituição de uma empresa. Assim, segundo Pereira (2009), as principais atividades da manutenção são:

- Planeamento;
- Realização;
- Controlo de Custos;
- Gestão de Materiais;
- Gestão de Pessoal.



---

### **2.2.3 - Tipos de manutenção**

A manutenção pode trazer diversos benefícios para as empresas de acordo com a respetiva finalidade/causa para a qual se usa. É importante perceber que a manutenção tem diversas vertentes. Segundo Cabral (2006), os três principais tipos de manutenção são, respetivamente:

- Manutenção Melhorativa;
- Manutenção Preventiva;
- Manutenção Corretiva.

#### **2.2.3.1 - Manutenção melhorativa**

Dos diferentes tipos de manutenção, define-se manutenção melhorativa como sendo a manutenção realizada a um determinado equipamento, com o objetivo de poder conferir mais fiabilidade ao mesmo. Ou seja, melhorar de alguma forma a maneira como este desempenha a função para a qual é destinado, ou melhorar a sua manutibilidade. Para se notar esta melhoria é necessário fazer modificações ou substituições de constituintes do equipamento.

#### **2.2.3.2 - Manutenção preventiva**

A manutenção preventiva é efetuada para evitar avarias, tendo como objetivo prevenir possíveis falhas nas características operacionais do equipamento. Para recorrer a este tipo de manutenção, e para que o equipamento garanta confiança e eficiência, devem ser realizados estudos e análises ao estado do equipamento com intervalos de tempo pré-definidos. Estas análises podem ser realizadas ao equipamento, ao local onde ele se encontra e aos dados fornecidos pelo fabricante.

Este tipo de manutenção é dividido em duas partes, as quais permitem prevenir as falhas dos equipamentos com recurso a qualquer uma das apresentadas:

- Manutenção Preventiva Sistemática;
- Manutenção Preventiva Condicionada.

---

#### 2.2.3.2.1 Manutenção preventiva sistemática

A manutenção preventiva sistemática, segundo Brito (2003) “é executada em intervalos de tempo fixos de tempo de vida. De notar que a expectativa mínima do tempo de vida dos componentes é dada pela experiência ou pelo construtor. É normalmente utilizada nas operações de lubrificação, nas verificações periódicas obrigatórias e na substituição de componentes com custo reduzido.”

#### 2.2.3.2.2 Manutenção preventiva condicionada

No que respeita à manutenção preventiva condicionada, segundo Brito (2003) “é uma manutenção preventiva, subordinada a um tipo de acontecimento predeterminado (autodiagnóstico), à informação de um sensor, a uma medida de um desgaste, ou outro indicador que possa revelar o estado de degradação do equipamento. É geralmente aplicada a máquinas vitais para a produção, a equipamentos cuja avaria compromete a segurança e a equipamentos críticos, com avarias caras e frequentes.” Cabral (2006) afirma que este tipo de manutenção compreende a “vigilância do funcionamento do bem e/ou dos parâmetros significativos desse funcionamento, integrando as ações daí decorrentes”.

É importante compreender que, segundo Morenghi (2005), a manutenção preditiva se insere exatamente neste tipo de manutenção condicionada, uma vez que esta previne as falhas executando apenas a função de manutenção quando for realmente necessário, otimizando as tarefas da manutenção preventiva.

#### 2.2.3.3 - Manutenção corretiva

A manutenção corretiva é utilizada para a correção, ou seja, depois de ocorrer uma avaria e da sua deteção. Este tipo de manutenção responsabiliza-se por reparar o equipamento, de forma a que este volte a executar a função a que se destina.

Este tipo de manutenção é, talvez, a mais conhecida, uma vez que já se pratica há alguns anos, sendo designada como uma forma de manutenção primária. Para além disso, é a manutenção que exige mais custos, comparativamente com as restantes. Por isso, nos dias de

---

hoje, este tipo de manutenção, geralmente, apenas é praticado em equipamentos cuja indisponibilidade não prejudica muito a produção da empresa.

#### **2.2.4 - Manutenção preditiva**

O reconhecimento que a manutenção exige nos dias de hoje não é o mesmo que há alguns anos, onde era bastante comum utilizar equipamentos até estes apresentarem grandes falhas e problemas no seu desempenho, chegando muitas vezes à paragem total do mesmo. Por isso, tornou-se muito necessário criar programas de planeamento de manutenção para que se tirasse o melhor partido dos equipamentos e da sua função, evitando acidentes com perdas materiais e humanas, a indisponibilidade dos equipamentos e poluições desnecessárias.

Apesar de existirem várias técnicas de manutenção, cabe a cada empresa adotar aquela que melhor se adequa, sendo uma das estratégias mais usadas a manutenção preditiva. Segundo He *et al.* (2017) “a manutenção preditiva é um meio eficaz para eliminar possíveis falhas, garantir a operação estável do equipamento e melhorar a confiabilidade da missão dos sistemas de manufatura e a qualidade dos produtos, que é a premissa da manufatura inteligente.”

Segundo Christiansen (2019) “a manutenção preditiva é uma estratégia de manutenção proativa que tenta prever quando o equipamento pode falhar, para que o trabalho de manutenção possa ser executado antes que isso aconteça. Estas previsões baseiam-se na condição do equipamento que é avaliado com base nos dados recolhidos através do uso de vários sensores e técnicas de monitorização de condições.”

Segundo Maillart & Pollock (2002) “a manutenção preventiva envolve o monitoramento da condição de um sistema ao longo do tempo e a tomada de ações de manutenção com base nos dados de monitoramento e nas informações sobre as estatísticas de falha do sistema.”

E ainda, conforme Lee *et al.* (2010), “a manutenção preditiva é uma estratégia de manutenção na hora certa. A manutenção preditiva é descrita como um processo que requer tecnologias e conhecimento especializado no uso dos dados de diagnóstico, nos dados de desempenho, histórico de manutenção, registos do operador e dados do projeto para tomar decisões oportunas sobre os requisitos de manutenção do equipamento principal / crítico.”

---

Concluindo, de acordo com os autores precedentes, a manutenção preditiva é um tipo de manutenção planeada que pretende determinar qual o melhor momento para submeter o equipamento a uma intervenção de manutenção, tendo em conta que este momento não deve coincidir com períodos de funcionamento do equipamento e antes do equipamento apresentar eventuais falhas indesejáveis.

A programação deste planeamento de manutenção<sup>1</sup>, é baseada em três passos essenciais: TBM (*Time-based Maintenance*), CBM (*Condition- based Maitenance*) e EBM (*Event-based Maintenance*):

- TBM - pode ser desempenhado por qualquer operador mediante um treino básico. Baseia-se na limpeza do ativo, substituição de peças para máxima prevenção de falhas na função do equipamento e inspeção visual;
- CBM - é desempenhado apenas por técnicos avançados, uma vez que exige a recolha de informação, como, por exemplo, anotação da temperatura através de termografia, análise das propriedades físico-químicas, análise da qualidade do óleo em laboratórios;
- EBM - quando ocorrem atividades fora do normal ou de perfil natural, como, por exemplo, terremotos ou incêndios.

Estes passos ajudam a um bom funcionamento de manutenção preventiva, para que seja possível alcançar o objetivo pretendido por esta estratégia. Este tipo de manutenção utiliza sistemas que são úteis para a monitorização das condições do equipamento e que, assim, ajudam na avaliação do seu desempenho em tempo real.

Esta estratégia de manutenção apresenta, evidentemente, vários benefícios que fazem com que muitas das empresas recorram a esta técnica. Alguns dos pontos essenciais trazem benefícios, tais como:

- Aumento de produção e qualidade dos produtos;
- Diminuição de falhas no desempenho do equipamento aumentando, conseqüentemente, a vida útil do mesmo;
- Diminuição do tempo de paragem do equipamento;
- Otimização dos custos operacionais;
- Aumento da segurança geral do equipamento.

---

<sup>1</sup> Fonte: <https://www.maintwiz.com/what-is-preventive-maintenance/> (consultado em 2019-07-05).

### 2.2.5 - “Curva da banheira”

Para compreender melhor as falhas que surgem num determinado equipamento ao longo da sua “vida”, usa-se um gráfico ao qual se deu o nome de “curva da banheira”. A Figura 1 ajuda a compreender a forma e a estrutura deste gráfico, onde o conceito de fiabilidade se encontra correlacionado, sendo o objetivo da construção da “curva da banheira” mostrar a taxa de falhas que existe num dado período de tempo.

Segundo Farinha (2011) fiabilidade “é a probabilidade de um dispositivo ou componente de um sistema funcionar dentro dos parâmetros de qualidade definidos durante um determinado período de tempo, sob as condições de funcionamento pré-estabelecidas”.

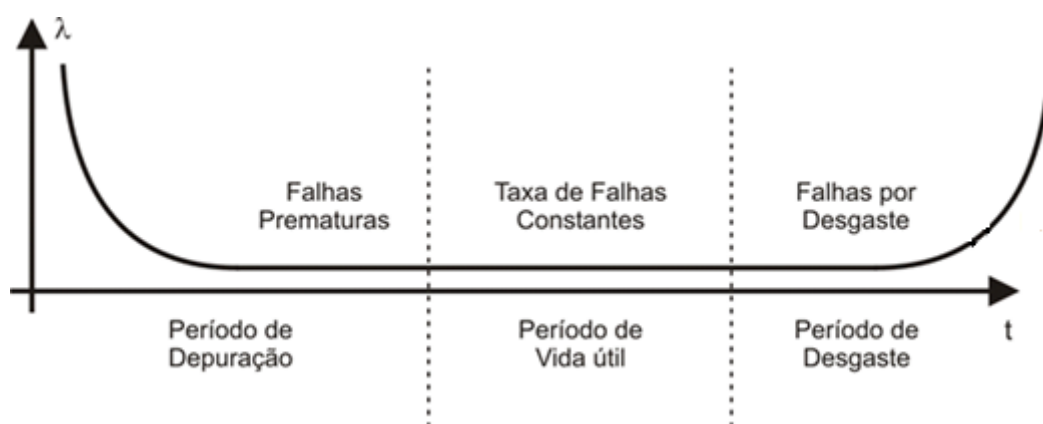


Figura 1- Representação da "curva da banheira"<sup>2</sup>

O primeiro período da curva é chamado de período de depuração, é aquele onde a taxa de avarias inicialmente começa por ser elevada, no entanto, tende a decrescer até ao final do período. Esta tendência em relação à taxa do número de avarias pode justificar-se devido aos vários percalços causados por defeitos, erros, e pontos fracos que existem no equipamento. Ao longo do tempo existe uma diminuição devido às reparações e correções que são feitas.

<sup>2</sup> Fonte: [https://www.researchgate.net/figure/Figura-9-Curva-da-banheira-indicando-o-comportamento-do-motopropulsor\\_fig3\\_309803143](https://www.researchgate.net/figure/Figura-9-Curva-da-banheira-indicando-o-comportamento-do-motopropulsor_fig3_309803143) (Consultado em 2019-07-07)

---

Sellito (2005) afirma que o tipo de manutenção que deve ser realizada neste período de vida do equipamento deve passar pela manutenção corretiva.

No período de vida útil ou de maturidade, existe uma baixa taxa de avarias que se mantém constante (valor médio). Geralmente, nesta fase as avarias surgem devido a acidentes, falhas no uso do equipamento ou realização de operações inadequadas para o equipamento, entre outras diversas causas. Segundo Sellito (2005) durante este período a manutenção que deve ser adotada deve ser preditiva, para detetar o início da fase de desgaste.

Finalmente, na última etapa o equipamento passa por uma fase de desgaste que causa o fim de vida do equipamento; assim segundo Sellito (2005) deve-se aplicar uma manutenção preventiva, para que seja possível prever e escolher a melhor oportunidade para a substituição do equipamento.

## **2.2.6 - Importância da tecnologia na manutenção**

O mercado da manutenção tem sofrido fortes mudanças desde há alguns anos, devido ao reconhecimento desta área: ao nível da redução de acidentes, redução de custos, aumento do desempenho dos equipamentos, entre outros grandes impactos.

Introduzir dados em papel e manualmente tornou-se demasiado complicado para a vida agitada das organizações, uma vez que esta prática ocupa demasiado tempo e espaço, no sentido de que toda a papelada tem de estar organizada e pronta para ser consultada quando necessário.

Desta forma, o crescimento da tecnologia deu às empresas a hipótese de minimizar todas as desvantagens existentes e, assim, organizar digitalmente todos os dados necessários, para além de que também facilita a consulta aos mesmos.

Assim, para existir uma gestão da manutenção em todos os setores da empresa, as organizações optaram por novas tecnologias para apoiar todos os trabalhos necessários. Com isto, as empresas começam a ganhar consciência e responsabilidade perante todos os ativos.

Na atualidade, devido aos grande benefícios e segurança que as tecnologias permitiram na manutenção, o uso de *softwares* quase que deixou de ser opcional nas empresas, uma vez que esta prática permite registar todo o histórico dos equipamentos e, assim, garantir

---

que existe uma rotina de manutenção. Segundo Fernandes (2013) “Nos próximos anos veremos um uso intensivo de dispositivos móveis, como *smartphones*, *tablets* e coletores de dados, assim como o uso mais intenso de sistemas de automação industrial, proporcionando maior velocidade no acesso a informação dentro da área de manutenção.”

No mercado existem vários *softwares* que permitem uma gestão de todas as atividades de manutenção dentro de uma empresa. No entanto, para adquirir aquele que mais se apropria a uma determinada empresa, é necessária uma análise de qualidade e custo, dos equipamentos e de como estes funcionam.

Segundo Cabral (2006) “um software de gestão de manutenção GMAC (Gestão da Manutenção Assistida por Computador), ou pelo acrónimo inglês CMMS, de *Computerized Maintenance Management System* é, antes de mais, uma ferramenta para ajudar o gestor de manutenção a gerir melhor. Não vale por si e não substitui os técnicos. Liberta-os, apenas, de algumas tarefas essenciais, pesadas e consumidoras de tempo, disponibilizando-os para se concentrarem em tarefas mais inteligentes e mais produtivas”.

Assim, apesar de se compreender que a existência destes *softwares* faz a diferença na manutenção dentro de uma organização, não se devem dispensar técnicos especializados para uma boa gestão. A tecnologia não pode trabalhar sozinha.

Segundo Pinto (2013) um *software* deve disponibilizar alguns recursos básicos, como:

- Ficha do equipamento com as respetivas características técnicas, planos de manutenção preventiva e codificação dos equipamentos, para que os mesmos sejam registados;
- Organização e codificação dos materiais necessários para a manutenção, de forma a encontrá-los mais facilmente, reduzindo o tempo desperdiçado;
- Ordens de trabalho com planeamentos e relatórios, onde se possa registar o tempo que a manutenção exigiu, para a reparação do equipamento, o tempo em que o equipamento esteve indisponível, os materiais necessários e outros parâmetros;
- Histórico do equipamento a nível de avarias e intervenções de manutenção realizadas;
- KPI (indicadores de desempenho) - número de avarias, reparações em função do total de intervenções, taxa de avarias, rácios de esforço e custos, entre muitos outros possíveis.

---

## **2.3 - Redes neuronais artificiais**

### **2.3.1 - Inteligência artificial**

A Inteligência Artificial (IA) é uma área de estudo dentro da computação, que se ocupa, entre outros objetivos da aprendizagem, do raciocínio e da percepção. Segundo Reads (2017) “A Inteligência Artificial refere-se ao ‘comportamento inteligente’, ou seja, à ‘capacidade de raciocínio’ dos artefactos. É algo que pode ser definido como a ‘inteligência’ que qualquer aparelho e/ou máquina criada pelo homem revela ter.”

Devido ao seu grande potencial, a Inteligência Artificial está a ser usada por vários tipos de empresas, sendo reconhecida como uma das causas responsáveis pela quarta revolução industrial.

### **2.3.2 - Redes neuronais artificiais**

Desde o momento em que se pretendeu construir um modelo semelhante ao cérebro humano, reconheceu-se que os computadores convencionais se comportavam de forma completamente diferente do cérebro humano. O cérebro humano tem a capacidade de estruturar e organizar os neurónios, de forma a realizar vários tipos de cálculos; segundo Hawkin (2014) “o cérebro é um computador altamente complexo, não linear e paralelo.”

Daí a necessidade de criar algo que simula o cérebro humano através de meios computacionais. Surgiu, então, o modelo das redes neuronais artificiais que, de forma resumida, é uma simulação de como o cérebro executa determinadas funções individuais, como, por exemplo, a visão, a qual é um modo de processamento de informação transmitida ao cérebro que permite reconhecer o meio onde nós, humanos, nos posicionamos ou, até mesmo, a cara de um familiar.

Este modelo computacional, segundo Cesar & Costa (2002) “é um conjunto interconectado de elementos, unidades ou nós de processamento simples, cuja funcionalidade é vagamente baseada no neurónio animal. A capacidade de processamento da rede é armazenada nos pontos fortes ou pesos da conexão de unidade, obtidos por um processo de



---

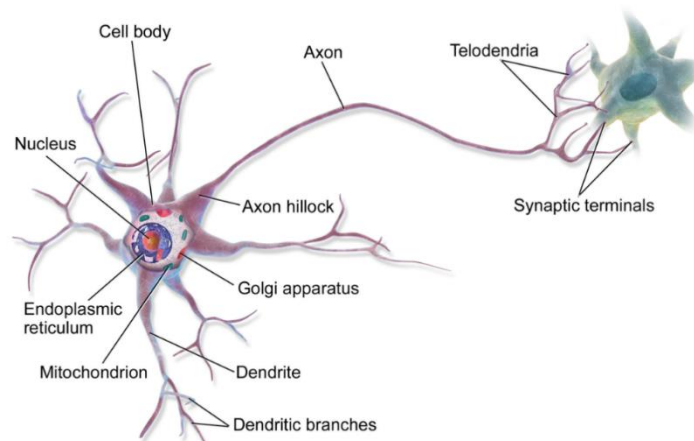
adaptação ou aprendizagem de um conjunto de padrões de treino” e, ainda segundo Hawkin (2014) “uma rede neuronal é um processador distribuído massivamente paralelo, constituído por unidades de processamento simples que têm uma propensão natural para armazenar conhecimento experiencial e disponibilizá-lo para uso.”

Para compreender, de forma mais coerente e aprofundada, o funcionamento destas redes artificiais, é necessário compreender, primeiramente, o funcionamento de um neurónio humano, uma vez que as suas semelhanças são notáveis. Assim, na Figura 2 pode-se observar um neurónio humano, com a legenda dos respetivos componentes, para elucidar como o processo descrito anteriormente funciona.

O neurónio humano localiza-se na parte cerebral e é constituído por um conjunto de ramificações diretamente ligas ao corpo celular do neurónio. A estas ramificações dá-se o nome de dendrites; no entanto, existe, ainda, uma ramificação, geralmente mais longa, que também está unida ao corpo celular, que se denomina de axónio.

Assim, quando existe uma comunicação entre as dendrites de um determinado neurónio com o axónio de outro neurónio, gera-se uma zona de ligação entre ambos, a qual se intitula de sinapse, através da qual surge a função mais importante dos neurónios, que é impulsionar um estímulo nervoso.

No entanto, isto só acontece se o estímulo for suficientemente forte; no caso de o estímulo não ter força suficiente para passar para o outro neurónio desaparece e, conseqüentemente, existe um esquecimento. Segundo Lattaro (2017) “os neurónios funcionam baseados na lei do tudo ou nada. Ou seja, se o estímulo excitatório for muito pequeno, nenhuma propagação é efetuada. Por outro lado, desde que o limiar seja atingido, independentemente da sua intensidade, o potencial da ação do neurónio será o mesmo.”



**Figura 2- Estrutura de um neurónio humano<sup>3</sup>**

Em forma de conclusão, as leis que se identificam no funcionamento do neurónio humano são idênticas às que se encontram no neurónio artificial; apenas se distingue o meio onde os neurónios se encontram. Ou seja, o método de funcionamento é semelhante ao cérebro humano e aplica-se através de métodos computacionais às redes neuronais.

Os neurónios que representam a rede computacional enviam informação para os restantes neurónios. Para se obterem melhores resultados existe um treino dos neurónios relativamente aos dados, que, no caso de ser excessivo, cria um “overfitting” que representa um excesso de treino.

Assim, na Figura 3 observam-se ambos os neurónios, artificial e humano, de forma a permitir observar a diferença entre ambos e a construção de cada um dos neurónios.

<sup>3</sup> Fonte: <https://en.wikipedia.org/wiki/Neuron> (consultado em 2019-07-05)

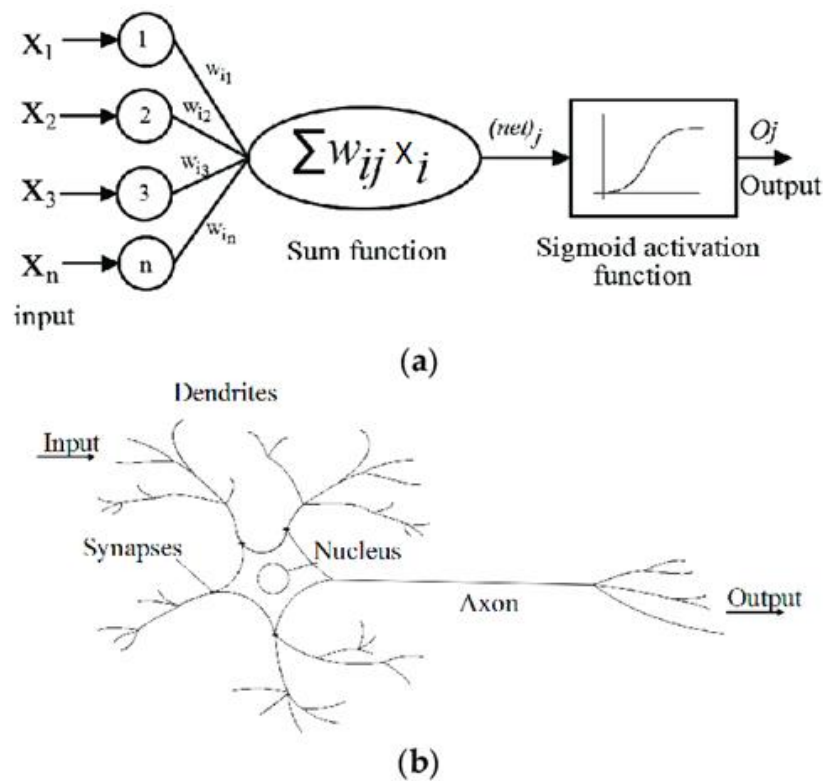


Figura 3- Esquema do neurónio artificial e humano [Fonte: (Suleiman e Nehdi, 2017)]

### 2.3.2.1 - Percetrão

Atualmente, as redes neuronais são bastante requisitadas pelas mais diversas áreas, tendo em conta que a complexidade deste método depende essencialmente do problema em questão. No entanto, quando os autores (McCulloch e Pitts, 1943) idealizaram o método que simula, usando meios computacionais, o método de funcionamento do neurónio humano (o neurónio possui apenas uma saída), a saída é alimentada por apenas uma função de ativação extremamente simples e um conjunto de entradas.

Chama-se Percetrão (Figura 4) a uma rede neuronal artificial constituída apenas por um neurónio, uma saída e um conjunto de entradas, sendo, atualmente, a forma mais simples das redes neuronais.

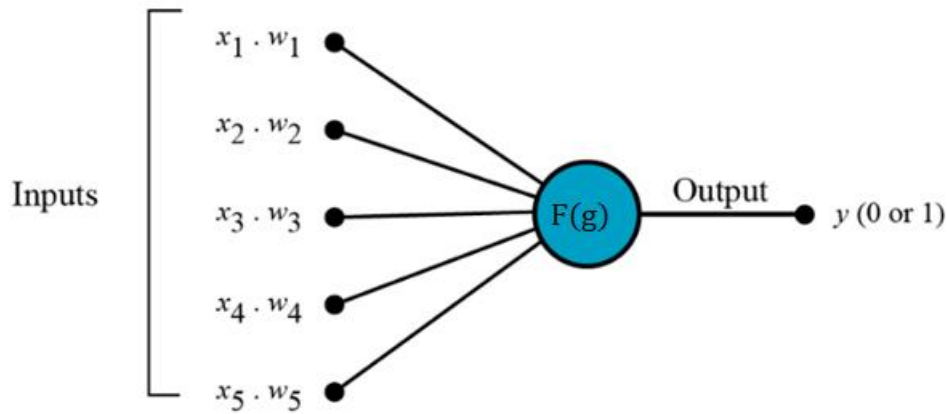


Figura 4- Exemplo de um perceptrão [Fonte: (Sharma, 2017)]

No caso da Figura 4 observam-se um conjunto de cinco entradas ( $x_i$ ) que, posteriormente, devem ser multiplicadas pelos pesos ( $w_i$ ) atribuídos a cada uma destas, para que, já no neurónio, seja possível realizar a soma das multiplicações realizadas anteriormente.

O valor de cada entrada  $x_i$  é multiplicado por um peso correspondente  $w_i$  ditado pela ferramenta computacional, bem como, possivelmente, somado a um valor da constante (*bias*,  $k$ ). A saída de cada neurónio é, portanto, proporcional ao valor da soma ponderada das entradas, sendo calculada a função intermédia  $g(x)$ :

$$g(x) = k + \sum_{i=1}^n w_i \times x_i \quad (1)$$

Onde,

$x_i$  é a coordenada  $i$  do vetor de entrada  $x$ , de dimensão  $n$ ; a variável  $w_i$  será o peso da entrada  $i$  e  $k$  representa a constante bias.

Os neurónios são treinados ajustando os pesos  $w_i$  às variáveis de entrada, de forma que o erro entre a saída esperada do neurónio e o valor da saída medido seja minimizado durante o processo de treino, no qual a rede é exposta iterativamente a um grande número de entradas conhecidas e saídas.

A soma ponderada das entradas deve passar por uma função de ativação  $F(g)$ . No caso de  $f$  ser uma função degrau, terá uma saída que será um dos valores 0 ou 1, ou seja, segundo Sharma (2017):

---


$$F(g) = \begin{cases} 0 & \text{se } g < 0 \\ 1 & \text{se } g \geq 0 \end{cases} \quad (2)$$

Para modelar processos complexos com maior precisão, os neurónios podem ser ligados através de camadas.

Apesar da sua simplicidade, este tipo de rede é muito usado para a classificação de dados, em apenas dois grupos, sendo então um classificador linear.

No entanto, é importante compreender que existem outras funções de saída, como, por exemplo, a função sigmoide e tangente hiperbólica, conseguindo-se aproximar a outro tipo de funções.

### **2.3.2.2 - Rede *feedforward***

Atualmente, as redes *feedforward* são as mais usadas, pela sua simplicidade e capacidade de generalização. Segundo Silva (1998) “esta arquitetura consiste de um conjunto de unidades sensoriais que formam uma camada de entrada, uma ou mais camadas intermediárias (ou escondidas) de unidades computacionais e uma camada de saída. Os sinais de entrada são propagados camada a camada pela rede numa direção positiva, ou seja, da entrada para a saída”. São redes neuronais artificiais compostas por um conjunto de redes perceptrão que se distinguem, essencialmente, pela capacidade de aprender funções não-lineares.

Este tipo de rede consiste na interconexão de vários neurónios caracterizados por um sistema de alimentação sempre em frente (o neurónio tem ligação direta ao neurónio seguinte). Muitas vezes usa-se como função de ativação uma função sigmoide, possibilitando uma aprendizagem mais profunda.

Durante a alimentação dos neurónios é importante compreender que esta flui diretamente para a camada seguinte, sem existir qualquer retorno, à exceção da entrada que não é alimentada.

Uma arquitetura muito comum usa funções de transferência sigmoide, que é um aproximador universal e mantém a saída no intervalo entre 0 e 1. O neurónio de saída usa uma

---

função de transferência linear, para permitir uma amplitude mais vasta da saída e facilitar o processo de aprendizagem.

As redes *feedforward* são as mais utilizadas em problemas da vida real e será o tipo de rede a usar no problema sugerido no desenvolvimento do presente trabalho. Desta forma, na Figura 5 pode-se observar a constituição de uma rede *feedforward* e de como esta se pode representar.

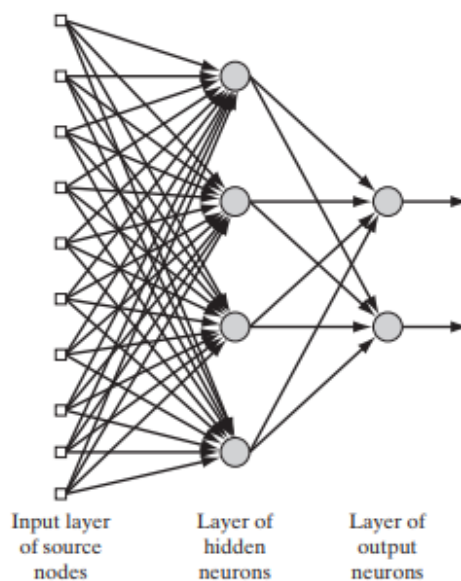


Figura 5- Arquitetura da rede *Multilayer Feedforward* [Fonte: (Hawkin, 2014)]

Apesar de não existirem razões teóricas para o uso de mais de uma, no máximo duas, camadas escondidas, existem diversas ocorrências que influenciam o funcionamento da rede, como *underfitting* e *overfitting*, que se observam nos resultados obtidos e os quais se devem ter em atenção:

- *Underfitting* - quando o número de neurónios não é suficiente para a base de dados em causa, ou seja, não deteta os sinais de forma adequada, ou quando o treino é pouco;
- *Overfitting* - quando há demasiado treino ou demasiados neurónios, e a rede aprende o conjunto de treino, em vez de um modelo mais geral.

---

### 2.3.2.3 - Algoritmos aplicados a redes neurais durante o treino

Quando se pretende aplicar o método das redes neurais a um determinado problema, muitas vezes surgem questões sobre o modelo a aplicar no respetivo treino da rede, e a verdade é que se torna difícil saber qual o algoritmo mais eficiente e eficaz para o problema em causa.

A escolha pode depender de vários fatores que caracterizam o problema<sup>4</sup>; algumas das variáveis que mais influenciam são:

- Complexidade do problema;
- Número de dados utilizados no treino da rede;
- O número de pesos na rede;
- Uso de rede para reconhecimento de padrões (análise discriminante) ou aproximação da função (regressão).

Existem, assim, vários algoritmos que se podem aplicar num determinado problema, de forma a satisfazer os fatores que definem o problema em questão. Entre esses algoritmos podem-se definir os três mais populares, que são: algoritmo de *Levenberg-Marquardt*, algoritmo de *Baysien Regularization* e *Scaled Conjugate Gradient*; no entanto, para o desenvolvimento do estudo, apenas interessa o algoritmo de *Levenberg-Marquardt*.

No presente trabalho recorreu-se ao algoritmo de *Levenberg-Marquardt*. Segundo Ranganathan (2004) “o algoritmo *Levenberg-Marquardt* (LM) é o algoritmo de otimização mais utilizado. Ele supera o *Simple Gradient Descent* e outros métodos de gradiente conjugado em uma ampla variedade de problemas.”

O Algoritmo de *Levenberg-Marquardt* é bastante famoso no mundo das redes neurais. Segundo Muhammad *et al.* (2008) “este método funciona extremamente bem na prática e é considerado o algoritmo mais eficiente para treinar redes neurais artificiais de tamanho mediano”.

---

<sup>4</sup> Baseado em [www.mathworks.com](http://www.mathworks.com) (consultado em 2019-07-18)

---

#### 2.3.2.4 - Arquiteturas das redes neuronais

Existem diferentes maneiras de construir a rede neuronal, dependendo do algoritmo de aprendizagem que se pretende usar para treinar a rede.

No capítulo 2.3.2.5 pretende-se dar ênfase a estas formas de aprendizagem, uma vez que, no desenvolvimento deste capítulo, o objetivo é dar a conhecer a arquitetura da rede neuronal. Assim, segundo Hawkin (2014) existem três principais arquiteturas para a rede neuronal, sendo a primeira designada por *Single-Layer Feedforward Networks*.

Neste tipo de arquitetura, as entradas criam uma camada, que dá diretamente origem a uma camada de saída, ou seja, todas as entradas dão origem a uma saída. Esta é a forma mais simples que uma rede pode ter. Devido à sua grande simplicidade, muitas vezes atribui-se a esta rede o nome de “camada única”. De forma a compreender melhor esta rede, observa-se, na Figura 6, uma rede constituída por quatro entradas e saídas.

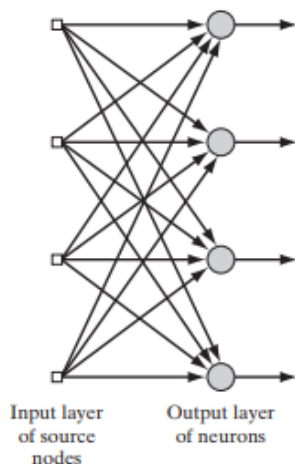


Figura 6- Exemplo de rede de "camada única" [Fonte: (Hawkin, 2014)]

A segunda arquitetura de rede que se pretende analisar é conhecida como *Multilayer Feedforward Networks*, devido a este tipo de rede poder ter uma ou mais camadas ocultas. Os neurónios ocultos têm como função interferir entre as entradas externas e a saída, de forma a melhorar os resultados.

Desta forma, as entradas fornecem elementos de ativação para a primeira camada oculta para, seguidamente, as saídas desta primeira camada passarem a ser as entradas da segunda camada e, assim, no final, a rede apresentar uma resposta geral que será a respetiva saída.



Na Figura 5 (rede *feedforward*) pode observar-se o esquema da rede que se deu a conhecer anteriormente, com apenas uma camada oculta. Uma rede com este tipo de arquitetura com  $m$  entradas,  $n$  neurónios da primeira camada oculta,  $x$  neurónios na segunda camada oculta e  $a$  neurónios na saída é referida como uma rede  $m - n - x - a$ .

Por fim, apresenta-se a terceira arquitetura, à qual se dá o nome de *Recurrent Networks*. Este tipo de rede guarda um contexto (memória de curto prazo), no entanto, no desenvolvimento deste trabalho não é importante, uma vez que este tipo de arquitetura se torna mais complexo do que as restantes, devido ao facto de existir, pelo menos, um ciclo de *feedback*. Para o caso em concreto não é o tipo de arquitetura desejada.

Segundo Hawkin (2014) “uma rede recorrente pode consistir numa única camada de neurónios, em que cada neurónio alimenta o seu sinal de saída de volta para as entradas de todos os outros neurónios”. Neste tipo de rede existe ainda o conceito de *auto-feedback*, que se refere a um acontecimento que pode surgir neste tipo de rede. É importante referir este acontecimento, porque o neurónio da saída realimenta-se com a sua própria entrada.

“Os ciclos de *feedback* envolvem o uso de ramificações específicas compostas de elementos de atraso de tempo unitário (denotado por  $z^{-1}$ ), que resultam num comportamento dinâmico não linear, assumindo que a rede neuronal contém unidades não-lineares” (Hawkin, 2014).

Na Figura 7 observa-se um exemplo deste tipo de rede, de forma a conhecer a sua arquitetura.

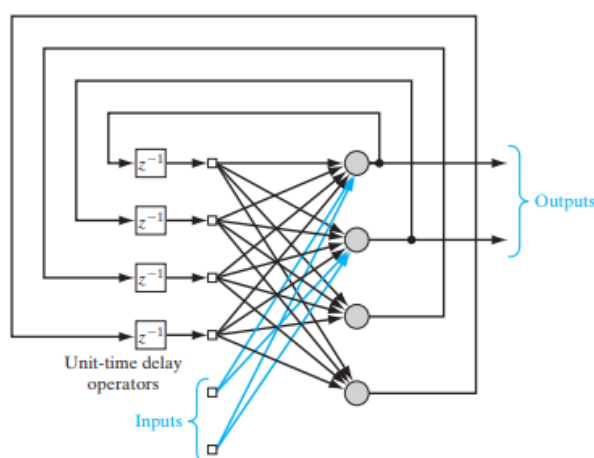


Figura 7- Arquitetura das *Recurrent networks* [Fonte: (Hawkin, 2014)]

---

### 2.3.2.5 - Aprendizagem das redes neuronais

O processo de aprendizagem é fundamental nas redes neuronais. Assim, segundo Hawkin (2014) o método de aprendizagem pode realizar-se de duas formas, tendo em consideração que uma delas ainda pode ser dividida em duas categorias:

- 1) Aprendizagem supervisionada
- 2) Aprendizagem autónoma (por reforço/ não supervisionada)
  - i) *Reinforcement Learning*
  - ii) *Unsupervised Learning*

No presente estudo praticou-se uma aprendizagem supervisionada. Tal como o nome indica, esta forma de aprendizagem exige um supervisor que, aparentemente, apresenta conhecimentos sobre um determinado ambiente. Ou seja, em termos computacionais, este “professor” indica os conjuntos de entradas e saídas. No entanto, o ambiente é desconhecido da rede neuronal. Se ambas as entidades (“professor e rede neuronal”) forem retiradas do mesmo ambiente e expostas ao mesmo vetor de treino, o “professor” é capaz de transmitir à rede uma resposta para o vetor de treino.

Desta forma, os parâmetros que fazem parte da rede são ajustados de acordo com a influência do vetor de treino e com o erro do sinal (este erro é considerado como sendo a diferença entre a resposta que se deseja e a obtida). Assim, o ajuste realizado é acompanhado pelo objetivo inicial, fazendo com que a rede imite o “professor”. Segundo Hawkin (2014) “desta forma, o conhecimento do ambiente disponível para o professor é transferido para a rede neuronal através de treino e armazenado na forma de pesos sinápticos “fixos”, representando a memória de longo prazo. Quando esta condição é atingida, podemos então dispensar o professor e deixar que a rede neuronal lide com o ambiente completamente sozinha”.

Na Figura 8 observa-se um esquema representativo do processo detalhado anteriormente, ilustrando esta forma de aprendizagem.

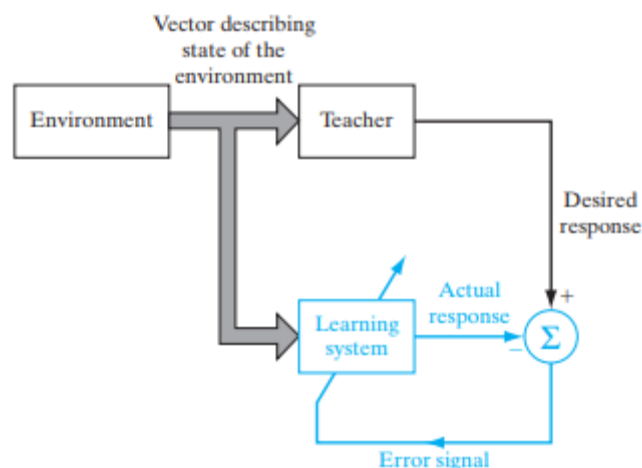


Figura 8- Esquema de processo de aprendizagem supervisionada [Fonte: (Hawkin, 2014)]

No desenvolvimento deste trabalho, o tipo de aprendizagem usado foi a supervisionada, daí se pretende dar a conhecer o processo que esta exige.

#### 2.3.2.6 - Uso das redes neuronais do *datamining*

O *datamining*, ou mineração de dados, baseia-se em ferramentas de inteligência artificial para extrair conhecimento dos dados e procurar semelhanças ou divergências entre eles; tudo isto através de ambientes computacionais. Esta análise usa-se, frequentemente, quando existe uma grande quantidade de dados, dos quais se têm de retirar padrões.

*Mining* de dados insere-se numa das cinco fases que constituem o KDD (*Knowledge-Discovery in Databases*), a execução de tarefas que deve ser sequencial. Apenas em caso de anomalia ou de extrema necessidade de descoberta pode haver um retorno a etapas anteriores.

As tarefas incluem extrair, preparar, interpretar e analisar os dados para que, no final, exista um relatório de resultados e é, exatamente, na parte de extrair que o *datamining* entra, para que se retirem padrões dos respetivos dados.

Apesar do *datamining* pertencer a uma das fases do KDD, este ainda se divide, respetivamente, em seis tarefas, sendo elas:

- 
- 1) Detetar anomalias - a identificação de dados fora do comum que requerem investigação para serem definidos como exceções ou erros existentes;
  - 2) Aprender regras de associação - procura relacionar variáveis que, ao serem analisadas várias vezes, ou seja, ao existir uma aprendizagem daquelas variáveis, encontra-se uma relação;
  - 3) Segmentação - identifica necessidades semelhantes, criando grupos homogéneos;
  - 4) Classificar - aplica novos dados, depois de generalizar a estrutura conhecida;
  - 5) Regressão - executa uma função que se aplique aos dados de forma a reduzir o erro;
  - 6) Resumo - fornece uma apresentação do relatório de dados de uma forma mais direta, podendo ser visualizada através de gráficos ou ilustrações.

Para a aplicação do *datamining* existem diversas técnicas que podem ser utilizadas, de modo a possibilitar o seu uso em bases de dados muito grandes, como, por exemplo:

- Redes neuronais;
- Indução de regras;
- Árvores de decisão;
- Análise de séries temporais;
- Visualização.

Na generalidade, as técnicas mais adotadas são as baseadas em inteligência artificial, para que a descoberta do conhecimento seja automática na procura de modelos estatísticos, que auxiliam na interpretação dos dados.

O tipo de técnica a usar depende do problema a resolver; todas as técnicas são distintas entre si, pois todas têm critérios específicos.

#### **2.3.2.7 - Vantagens das redes neuronais**

A rede neuronal artificial desenvolve algoritmos que se responsabilizam pela construção de padrões complexos, de modo a que, em vários problemas, exista a previsão de determinado problema.

Assim, o conceito é cada vez mais usado no meio computacional; no entanto, é importante compreender o porquê do uso desta técnica ser tão benéfico e as respetivas vantagens que o método traz.

---

Segundo Mahanta (2017) as principais vantagens das redes neuronais passam por:

- Capacidade das redes em aprender e modelar relações, uma vez que, na vida real, muitas vezes surgem não linearidades ou relações extremamente complexas;
- Dedução de relações invisíveis em dados que não se visualizam, para que seja possível prever também os dados “não vistos”;
- Ausência de restrições nas variáveis de entrada, ou seja, como estas se devem distribuir;
- Modelação de heterocedasticidade (dados com elevada volatilidade e variação constante);
- Sistema de aprendizagem que fornece uma saída através de um dado conjunto de entradas;
- Libertar o utilizador de qualquer responsabilidade, porque este cria a sua própria representação da informação;
- Conseguir obter respostas em tempo real através de computadores especializados.

Entre os principais benefícios existem os que dão vantagem ao ser humano para obter resultados em casos onde o nível de dificuldade se torna extremamente elevado para outros métodos computacionais.

#### **2.3.2.8 - Aplicações**

As redes neuronais artificiais apresentam propriedades que lhes trazem vantagens ao nível do processamento de imagem, do reconhecimento de caracteres e previsão, sendo estas algumas das principais aplicações.

No entanto, pretende dar-se a conhecer as principais áreas de trabalho onde o método se insere. “No ambiente das organizações, algumas aplicações das redes neurais já são consideradas tradicionais”, (Lazzarotto, Oliveira & Lazzarotto, 2012). Assim, as aplicações mais populares destacam-se na área do marketing, das vendas, das finanças e das indústrias de seguros.

No marketing é necessário realizar-se um estudo para identificar os clientes que vão responder positivamente a um determinado produto e, para dar início a esta identificação, é

---

realizada uma divisão no mercado de acordo com os hábitos do consumidor, selecionando grupos distintos de clientes.

Todo este processo é chamado de segmentação de mercado e é aqui que as redes neurais artificiais são aplicadas, porque, graças a este método, é possível separar os agentes económicos através de características que os definem, como, por exemplo, hábitos de consumo, condições socioeconómicas, entre outras variáveis indispensáveis ao estudo.

No caso das vendas, a aplicação do método tem um elevado sucesso porque, para além de preverem tomadas de decisão ligadas a *stocks*, funcionários e preços, as redes neurais também conseguem considerar múltiplas variáveis simultaneamente, como, por exemplo, a capacidade de compra dos consumidores, a dimensão da população, o preço entre outras.

Na área das finanças, as redes têm uma aplicação bastante abrangente, em atividades completamente distintas, desde problemas de preços e *hedge*, na previsão do desempenho das ações, nas tomadas de decisão de risco de crédito, na previsão de falência de empresas, na deteção de fraudes e na falsificação de cheques. No entanto, em todas as respetivas atividades financeiras, as redes neurais são aplicadas através de bases de dados que ajudam a prever parâmetros de atividades das quais as finanças são responsáveis.

Na indústria de seguros, o método é utilizado principalmente nos pedidos de indemnização, que consiste numa análise de circunstâncias incomuns, pela previsão da frequência destes mesmos pedidos.

Na atualidade, são centenas as áreas onde se inserem as redes neurais e é necessário compreender isso, uma vez que apenas foram representadas aquelas que são mais conhecidas e mais populares.

---

## **3 - Casos de estudo – Aplicação de modelos neuronais a dois *datasets***

### **3.1 - Problema**

Para o estudo em causa recorreu-se a duas empresas de transporte público, designadas de A e B. Estas possuem uma vasta gama de autocarros que, consequentemente, devem ser devidamente analisados e diagnosticados para que se retire o melhor partido do equipamento, aumentando assim a sua vida útil ao máximo.

Para isso é necessária uma boa gestão da manutenção, tendo em conta que os principais parâmetros que se analisam durante a intervenção de manutenção devem incluir os óleos, visando o bom desempenho do equipamento.

Através das intervenções de manutenção, realizadas num determinado intervalo de tempo, dá-se a oportunidade de registar os dados e, no final, de acordo com as amostras retiradas, diagnosticar o estado de deterioração do equipamento e do óleo.

Assim, o problema em causa passa, essencialmente, pelo estudo destes mesmos dados, de forma a concluir se o diagnóstico de um determinado autocarro está correto ou não, recorrendo a uma das ferramentas de inteligência artificial.

Esta conclusão vai ser retirada através das redes neuronais, ferramenta de inteligência artificial, que permitirá retirar a resposta do diagnóstico atribuído a um determinado autocarro depois da manutenção. Ou seja, através da inteligência artificial pretende-se tirar respostas das quais, atualmente, o humano está responsável.

### **3.2 - Caracterização das empresas**

A empresa A tem como principal objetivo garantir o transporte público e coletivo de passageiros numa determinada cidade. Apesar da sua principal atividade ser o transporte de passageiros, esta ainda tem como responsabilidade a gestão de outros espaços e serviços públicos.

---

Esta rede de transporte garante que todos os cidadãos têm um serviço de qualidade, através de 142 viaturas, sendo que quatro delas são responsáveis pelo transporte de pessoas com deficiência. Mantém 87 linhas regulares e 1.113 paragens distribuídas no concelho.

A empresa B apresenta objetivos semelhantes à empresa A, ou seja, a prestação de serviços a todos os cidadãos.

Para além dos transportes públicos, especialmente autocarros, a empresa é responsável pela articulação através de operadores rodoviários, ferroviários e metro ligeiro. É constituída por 780 veículos e 74 linhas.

A empresa B tem como meta ser reconhecida pelas suas boas práticas no ramo dos transportes, tornando-se, assim, uma referência perante as restantes empresas de transportes públicos, apresentando várias políticas para seu benefício.

### **3.3 - Descrição dos *datasets***

No século XXI, o conceito de manutenção está bem assente naquilo que é a organização de uma empresa, devido ao seu forte impacto no desempenho dos ativos essenciais, para a atividade empresarial. É importante compreender que a atividade manutenção é uma área que deve corresponder a uma vertente estratégica da empresa, principalmente devido à oportunidade de racionalização de custos e de incremento de disponibilidade e produtividade dos ativos da mesma.

Devido ao forte impacto da manutenção nas empresas de hoje, a vertente do acompanhamento da condição dos equipamentos, designadamente através de métodos computacionais, auxilia, desta forma, a estratégia que visa o incremento da sua disponibilidade.

Os equipamentos alvo de análise são os autocarros pertencentes às empresas A e B. Através de dados fornecidos por estas empresas, relativos a vários autocarros, pretende-se mostrar a eficiência e eficácia dos métodos computacionais comparativamente aos métodos tradicionais.

Estes métodos computacionais auxiliam a manutenção, na medida em que fornecem o diagnóstico da condição dos equipamentos de forma mais rápida do que a tradicional,



possibilitando também a comparação do método computacional com o tradicional e, ainda, reequacionar as políticas de manutenção, quando os resultados não coincidem.

Para a realização do estudo, a unidade neuronal básica utilizada foi a rede percetção, que é o modelo correspondente a um neurónio, que recebe entradas e filtra a soma ponderada dessas entradas através de uma função matemática para gerar a saída. Foram utilizadas redes de neurónios, ligadas em modelo *feedforward*, com uma camada oculta de largura variável (número de neurónios) e uma camada de saída.

A base de dados construída através dos dados fornecidos pela empresa A é constituída por dados de 26 autocarros, sendo que o número de intervenções de manutenção realizadas em cada uma das viaturas não é uniforme, ou seja, um veículo pode apresentar entre uma a quatro intervenções, sendo que no final a base de dados é constituída por 47 amostras.

A base de dados fornecida pela empresa B é construída por dados de 22 viaturas e apresenta uma melhor organização dos dados, na vertente da recolha das amostras de óleo, uma vez que cada autocarro apresenta dados relativos a quatro intervenções, acompanhadas do respetivo diagnóstico, dispondo, assim, no final um conjunto de 88 amostras de óleo.

Na sequência da recolha de cada amostra de óleo são analisados vários parâmetros que permitem, posteriormente, definir um determinado diagnóstico. Estes valores são registados num documento específico para este fim, assim como o respetivo diagnóstico feito pela empresa para cada viatura.

Estes parâmetros, analisados durante a manutenção de um determinado autocarro, são iguais em ambas as empresas, o que permite um estudo mais eficiente. Através dos 21 parâmetros da análise laboratorial dos vários óleos dos autocarros construiu-se a Tabela 2.

Tabela 2- Parâmetros de avaliação na manutenção de autocarros

Parâmetros a avaliar	Unidades de medida	Parâmetros a avaliar	Unidades de medida
Anticongelante	%	Teor em Cu	Ppm
Combustível	%	Teor em Fe	Ppm
Teor de água	%	Teor em Mo	Ppm
Fuligem	%	Teor em Na	Ppm
Nitração	ABS/cm	Teor em Ni	Ppm
Oxidação	ABS/cm	Teor em Pb	Ppm
Sulfatação	ABS/cm	Teor em Si	Ppm
TBN	Mgr KOH/gr	Teor em Sn	Ppm
Viscosidade a 100 °C	Cst	Teor em V	Ppm
Teor em Al	Ppm	PQ Index	Adim
Teor em Cr	Ppm		

---

Através da análise de todos os fatores necessários às intervenções de manutenção é necessário atribuir um diagnóstico ao autocarro, de forma a resumir o seu estado de deterioração, o qual é realizado com base em três interpretações, que podem ser classificadas como:

- 1) Normal ✓ - o óleo está em boas condições e o autocarro pode seguir com a sua atividade normal;
- 2) Verificar Δ - o óleo está no ponto em que deve ser substituído;
- 3) Perigo X - o óleo excedeu o ponto de substituição e, consequentemente deve ser imediatamente parado por razões de segurança.

Através das classificações dos diagnósticos, procedeu-se à classificação do diagnóstico em 1 (normal), 2 (verificar) e 3 (perigo), isto para que o método de estudo utilizado pudesse ser compatível com a classificação.

Seguidamente, apesar de todos os documentos disponibilizados por ambas as empresas estarem relativamente completos, por vezes surgem vários parâmetros que não são preenchidos na ficha de diagnóstico. Isto permite inferir que esses parâmetros não foram analisados e, por isso, não são apresentados os respetivos valores.

No entanto, para o estudo de ambas as bases de dados, é necessário que todos os parâmetros apresentados na folha de cálculo apresentem um determinado valor. No caso das 47 amostras da Empresa A, todas elas apresentam, pelo menos, um parâmetro sem qualquer valor. Na Empresa B, apenas uma das amostras apresenta um parâmetro sem o respetivo valor.

Para completar todas as amostras de ambas as empresas e de forma a termos leituras completas (sem falta de nenhum valor nos parâmetros de avaliação do óleo), foi realizada a média dos valores reais fornecidos pela empresa e atribuiu-se, esse mesmo valor, aos espaços vazios.

Em forma de conclusão:

- Empresa A, tem um total de 987 leituras, sendo que, apenas 937 estão completas;
- Empresa B, tem um total de 1848 leituras, e apenas 1847 estão completas

---

Os parâmetros que não apresentavam leituras em algumas das amostras fornecidas pelas empresas, no caso da empresa A, foi o Teor de água (*Finacheck*), combustível e fuligem. Na empresa B a ausência foi no Teor em Mo.

Para dar início ao estudo das bases de dados em causa, torna-se necessário existir um plano a seguir durante a realização deste estudo. Desta forma, definiu-se que ambos os *dataset's* deveriam ser estudados individualmente e em conjunto.

Quanto às análises individuais, estas tornam-se necessárias para que possa existir um termo de comparação entre ambas. Quando o estudo se realiza com ambos os conjuntos de dados, permite-se realizar a análise de quatro formas diferentes:

- 1) União dos dois *dataset's*;
- 2) Analisar os dados da empresa A em função dos dados da empresa B;
- 3) Estudar os dados da empresa B em função dos dados da empresa A;
- 4) União dos *dataset's* com o mesmo número de intervenções de manutenção (no caso em concreto, 47 variáveis de cada *dataset*, a fim de evitar um enviesamento dos dados causado pela cardinalidade diferente dos conjuntos).

Os modelos foram criados e testados no Matlab utilizando como método de treino o método de *Levenberg-Marquardt*. O erro médio quadrático (MSE) e o fator de correlação R foram usados para a avaliação de desempenho, tendo em conta que estes resultados relativos ao processo de treino são variáveis para cada treino realizado. Assim, os resultados obtidos apresentados nas seções seguintes são selecionados a partir de um determinado número de execuções.

## **3.4 - Projeto da empresa A**

### **3.4.1 - Análise de testes**

Numa fase anterior à análise dos resultados, seguiu-se um procedimento de teste, e à sua respetiva análise. Nesta fase de análise de testes, procedeu-se ao estudo da representação da rede, onde é possível observar o número de entradas, camadas ocultas e saídas. No entanto, no que respeita à camada oculta é necessário proceder a uma análise que permite justificar o

---

número de neurónios a utilizar, de modo a que a rede seja capaz de reter o máximo de informação possível sem se ajustar demasiado aos dados de treino, isto é, evitando *overfitting*.

Durante o treino os dados não são todos treinados como um todo, é necessário compreender que os dados são divididos pela rede neuronal em três conjuntos diferentes: conjunto de treino, validação e teste.

No que respeita ao conjunto de treino, este é fundamental para treinar a rede, levando-a a aprender um modelo dos dados; geralmente, são cerca de 70% dos dados, selecionados aleatoriamente de todo o *dataset*.

Quanto ao conjunto de validação, este é constituído por cerca de 15% dos dados recolhidos, mais uma vez, aleatoriamente. Este serve para verificação e controlo da qualidade do grupo de treino, durante o processo de aprendizagem.

Por último apresenta-se o grupo de teste, geralmente constituído por cerca de 15% dos dados. Este serve para determinar a *performance* e qualidade do modelo obtido. Os dados do conjunto de teste só são usados no fim do treino.

No final do treino dos três conjuntos surge, então, o *R All* (engloba todos os conjuntos de treino). Ainda se juntou à tabela que deve ser construída nesta fase de teste o MSE ALL (erro quadrático médio) que permite saber a coerência destes dados, quanto mais pequeno mais coerência.

Assim, é permitido começar a analisar o estudo direcionado ao número de neurónios na camada oculta. Este estudo passa pela realização do treino para o conjunto de dados da empresa A, para um número de neurónios na camada oculta entre um e dez. Posteriormente, deve-se retirar o melhor modelo e usar os resultados obtidos com ele.

Desta forma, apresenta-se na Tabela 3 os resultados obtidos, da empresa A, para os dez testes realizados, para cada um dos grupos de dados (treino, validação e teste) e o respetivo MSE obtido na *performance*.

Tabela 3- R e MSE obtidos para os diferentes tamanhos da rede neuronal, para o conjunto de dados da empresa A

NÚMERO DE NEURÓNIOS	R (CONJUNTO DE TREINO)	R (CONJUNTO DE VALIDAÇÃO)	R (CONJUNTO DE TESTE)	R ALL (TODOS)	MSE ALL (TODOS)
1	0.98	0.83	0.78	0.91	0.485
2	0.98	0.76	0.80	0.93	0.234
3	<b>0.99</b>	<b>0.96</b>	<b>0.96</b>	<b>0.98</b>	<b>0.051</b>
4	0.99	0.87	0.88	0.95	0.258
5	0.98	0.91	0.70	0.92	0.229
6	0.95	0.90	0.89	0.92	0.216
7	0.98	0.83	0.98	0.96	0.178
8	0.93	0.83	0.88	0.89	0.291
9	0.92	0.88	0.98	0.91	0.178
10	0.90	0.99	0.91	0.89	0.015

Muitos modelos mostram um valor de R elevado e um valor de MSE baixo. No entanto, o melhor modelo a adotar, segundo os resultados obtidos, será o teste realizado com 3 neurónios, uma vez que apresenta um bom valor de R para o conjunto de dados e um baixo valor de MSE. Além disso, o facto de apresentar um bom valor de R para o conjunto de teste significa que o modelo é mais geral, ou seja, que funciona bem para os dados que nunca foram usados na sua aprendizagem.

O número de neurónios é relativamente baixo para o número de entradas (21 variáveis), mas, possivelmente está de acordo com o tamanho do *dataset*, que também é pequeno.

Para além da análise realizada na Tabela 3, a Figura 9 mostra a arquitetura da rede, onde está devidamente representado o número de entradas, camadas ocultas e saídas.

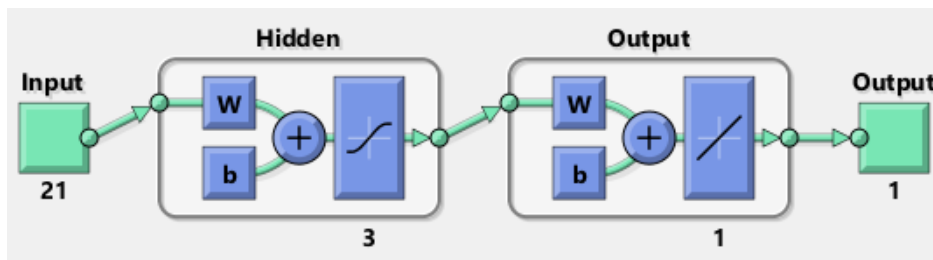


Figura 9- Representação da estrutura da rede para o melhor modelo obtido do conjunto de dados da Empresa A

Através do diagrama observa-se, então, de uma forma resumida as 21 variáveis que fazem parte da entrada da rede, assim como o número de neurónios utilizado para o modelo, que como se verifica são três, com uma saída.

### 3.4.2 - Análise de resultados

Depois da análise de testes e através dos dados fornecidos pela empresa A, procedeu-se ao estudo dos resultados obtidos no tratamento dos respetivos dados. É importante compreender que todos os resultados obtidos foram retirados da ferramenta *Matlab* e apoiado sempre nas redes neuronais.

Para compreender qual o número de neurónios a adotar no tratamento de dados, realizou-se a análise de testes representada no capítulo 3.4.1 (tabela 3), de forma a analisar qual o melhor modelo a adotar e recolher, assim, os respetivos resultados. O melhor modelo obtido é representado na Figura 10 através de um gráfico de regressão linear. Este modelo foi obtido com 3 neurónios e tem um  $R_{all}$  de cerca de 98,0 %.  $R_{all}$  é o valor R calculado tendo em conta todas as mostras do *dataset* (conjunto de treino, teste e validação).

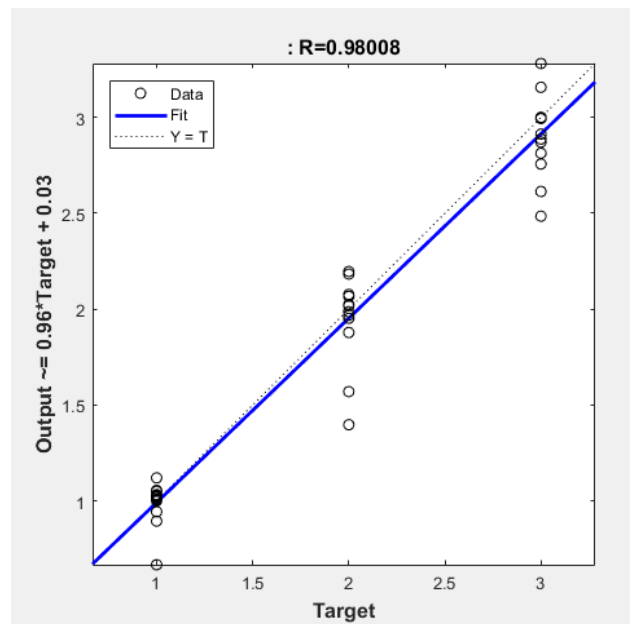


Figura 10-  $R_{\text{underline}}$  (all) - Regressão Linear dos resultados para o melhor modelo da rede neuronal obtido do conjunto de dados da empresa A

Na Figura 10 representa-se a reta que mostra a percentagem obtida no  $R_{\text{all}}$ , que se mostra muito próxima de  $R=1$ , representado na reta a traço interrompido na figura.

Os pontos que se observam servem de caracterização às respetivas saídas que fazem parte do *dataset*, relembrando mais uma vez que 1 classifica o diagnóstico como normal, 2 verificar e 3 perigo.

Relativamente à equação no eixo do y, esta representa a equação da função linear, onde o valor de 0.03 é a origem da reta azul e o valor de 0.96 é o declive da mesma reta. Esta reta tem como forma  $y=mx+b$ , com  $m=0.96$  e  $b=0.03$ .

Desta forma apresenta-se na Figura 11 os resultados obtidos de cada um destes conjuntos, acompanhados do respetivo  $R_{\text{all}}$  representado na Figura 10.

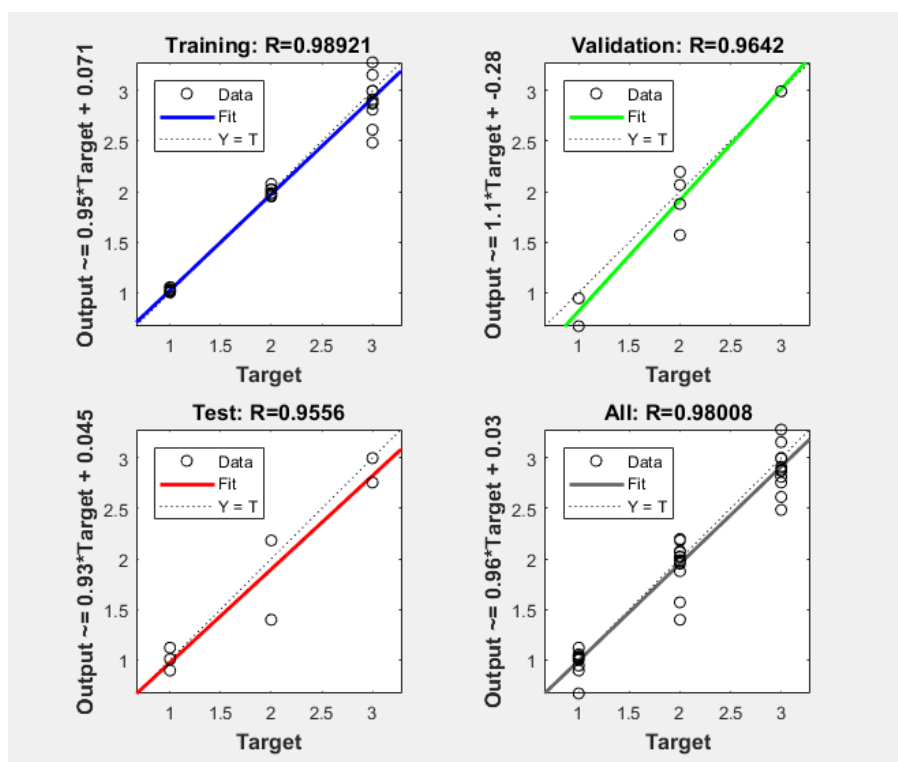


Figura 11- Resultados obtidos para os três conjuntos (de treino, validação e teste), bem como para todo o dataset, com o melhor modelo gerado usando os dados da empresa A

Para compreender melhor, os resultados obtidos, compreende-se que em cada tabela é representado um eixo de x e y, onde no eixo de x se representa os diagnósticos atribuídos às intervenções de cada autocarro, lembrando mais uma vez que: 1 (normal), 2 (diagnóstico) e 3 (perigo). Relativamente à equação que está representada no eixo dos y esta é baseado na equação  $y=mx+b$ . Onde,

- m: representa o declive
- x: são os diagnósticos
- b: é o valor onde a reta tração o eixo dos y

Ainda é necessário compreender, que na recolha dos resultados obtidos é necessário ter em conta alguns fatores, para que o teste seja credível. Neste caso, uma das “regras” que permite selecionar o melhor teste está na aproximação das percentagens obtidas em cada um dos grupos. A existência de uma grande discrepância entre as respetivas percentagens pode indiciar que a rede não está a ter o treino mais correto. Isto pode indicar que há problemas, tal como a absorção de dados, que induzem em erro e a um demasiado ajustamento dos dados ao conjunto de treino.



O modelo representado cumpriu todos os requisitos estipulados, apresentando um *Rall* bastante elevado de cerca de 98%. No que respeita aos restantes conjuntos de dados, como os *R's* também se mantiveram bastante altos, não existe grande discrepância entre os grupos. Através dos resultados obtidos para cada um dos testes, consegue-se verificar que o modelo é mais geral e não demasiado ajustado a um conjunto de dados.

Para além dos resultados obtidos é necessário ter em conta o desempenho (MSE) (Figura 12) durante o treino, para que se compreenda a intensidade do treino realizado pela rede, observando assim a diminuição do erro durante o treino nos três conjuntos de dados: treino, teste e validação.

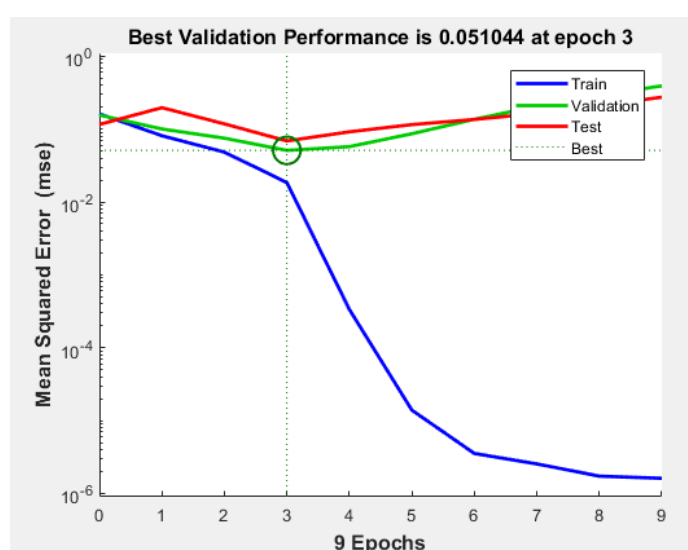


Figura 12- Desempenho durante o treino, do melhor modelo obtido com o conjunto de dados da empresa A

Através da Figura 12 conclui-se que existiu uma maior diminuição do erro no conjunto de treino e, seguidamente do conjunto de validação e de teste, os quais obtiveram uma redução muito próxima do erro. Ainda se conclui que onde se atingiu a melhor *performance* foi na terceira iteração. Tendo em conta que, Epochs é o número de neurónios ou iterações por treino.

Em continuidade ao estudo, pretende-se proceder à análise de comparação entre o diagnóstico da empresa e o diagnóstico atribuído pela rede neuronal. Na Tabela 17 apresentam-se os respetivos resultados que podem ser vistos em mais detalhe no Anexo A.

No cálculo do erro quadrático, o objetivo é compreender a qualidade dos resultados obtidos na saída da rede, uma vez que os resultados atribuídos pela rede neuronal não

apresentam o número exato. O erro deve dar 0, no caso de os resultados serem idênticos, ou seja, com elevada qualidade.

Em conclusão, da Tabela 17 infere-se que o número de erros obtidos da comparação do diagnóstico da empresa e da rede neuronal é muito pequeno, apresentando apenas dois erros, que representam uma percentagem de 4.3%. Os valores numéricos do diagnóstico da rede foram apresentados propositadamente, uma vez que, através dos resultados fornecidos pela rede pode não só obter-se o respetivo diagnóstico, mas também verificar se o diagnóstico em causa está próximo do patamar seguinte ou vice-versa.

Seguidamente, procedeu-se ao cálculo computacional para um conjunto de dados diferentes, utilizando a mesma aprendizagem que se realizou para o cálculo anterior. Ou seja, testou-se a rede treinada com os dados da empresa A, com os dados da empresa B. Assim, registou-se os resultados seguintes, sendo que o *Rall* é representado na Figura 13.

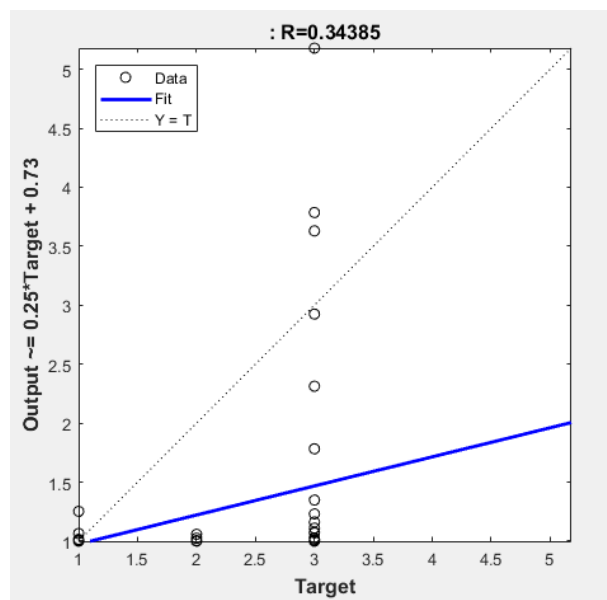


Figura 13- Regressão Linear para os resultados do modelo treinado com os dados da empresa A, testando com o conjunto de dados da empresa B

Mais uma vez, os eixos apresentados no gráfico, representam:

- eixo x: os diagnósticos que são atribuídos a cada intervenção de manutenção nos autocarros, sendo que este diagnóstico pode ter a classificação de 1 (normal), 2 (diagnóstico) e 3 (teste);
- eixo y: representa a reta  $y=mx+b$ , onde  $m$  é o declive da reta,  $x$  os diagnósticos representados no eixo do  $x$  e  $b$  o ponto onde a reta traça o eixo dos  $y$ .

Ainda na, Figura 13, o gráfico demonstra a relação entre a classificação manual e a classificação da rede, para estar tudo correto deveria dar  $y=x$ , no entanto mudando o critério manual é evidente que o desempenho se iria demonstrar muito fraco.

Para determinar a qualidade dos resultados e os erros obtidos, procedeu-se à construção da Tabela 18, onde surge a comparação dos diagnósticos de ambas as empresas e o respetivo erro quadrático.

Na comparação dos diagnósticos da empresa e da rede neuronal observa-se uma quantidade de erros elevada, que leva a que exista uma percentagem de erros, com o valor de 44.3% (39 erros).

### 3.4.2.1 - Análise de sensibilidade

Adicionalmente à comparação dos diagnósticos na secção anterior, procedeu-se à construção de uma tabela semelhante à *confusion matrix*.

A Tabela 4 apresentada não é uma típica *confusion matrix*, uma vez que este tipo de representação é mais adequado para classificadores binários e, no estudo apresentado pretende-se, prioritariamente, gerar um número que represente a qualidade do óleo do que apenas fazer a sua classificação. Esse número é depois mapeado num conjunto com três classes, 1, 2 ou 3.

Assim, a Tabela 4 contém um resumo da distribuição dos erros do modelo descrito no capítulo anterior, quando aplicado aos dois conjuntos de dados, sendo na mesma chamada de *confusion matrix*.

**Tabela 4- Confusion Matriz com os erros do modelo de treino com os resultados para as empresas A e B. O modelo mostra dois erros para a empresa A, mas 39 para a empresa B**

Previsão do modelo	Empresa A			Empresa B		
3	0	0	14	0	0	4
2	0	11	1	0	0	2
1	20	1	0	45	15	22
Diagnóstico da Empresa	1	2	3	1	2	3

---

Como se demonstra na tabela, as previsões do modelo da empresa A estão muito próximas da saída desejada. Existem apenas dois erros, em que o modelo previa 2 e a decisão da empresa é 3 e quando o modelo previa 1 e a empresa manteve como decisão 2.

Como conclusão dos resultados apresentados na Tabela 4, conclui-se facilmente que ambas as empresas têm uma postura mais defensiva do que o modelo, mudando os óleos relativamente mais cedo do que aquilo que era suposto. Deve ser mencionado que as decisões tomadas pelas empresas também são propensas a erros humanos, por isso os erros apresentados não estão necessariamente indexados a problemas do modelo.

No entanto, quando o mesmo modelo é aplicado aos dados obtidos na empresa B, surgem 39 erros em 88 amostras. Todos os erros acontecem porque a empresa era mais defensiva do que o modelo. Isso mostra que a empresa B substitui o óleo, em média, por menos quilômetros percorridos pelo autocarro do que a empresa A. Isso pode acontecer por causa de diferentes políticas de manutenção, diferentes motores ou diferentes marcas de óleos, uma vez que as entradas da rede têm em conta se os óleos são sintéticos (50w30, 40w30...).

### 3.4.2.2 - Pesos atribuídos às variáveis

Antes da análise dos pesos, é importante compreender que estes pesos são atribuídos pela ferramenta de cálculo, neste caso o *Matlab*, onde estes pesos variam de modelo para modelo. O que a rede faz é generalizar um modelo de dados que é analisado para determinar, em média, a importância relativa de cada variável para o modelo.

Olden & Jackson (2002) propuseram um método conhecido por *Connection Weight Approach* (CWA), adotado para a metodologia deste estudo, que permite calcular uma pontuação para cada variável de entrada. A pontuação representa a contribuição de cada *input* para o *output* do modelo em causa, onde quanto maior for a pontuação mais elevada a contribuição para o resultado final (Olden e Jackson, 2002). Estes pesos surgem devido ao treino realizado com o algoritmo de *Levenberg- Marquardt*.

Assim, relativamente aos pesos atribuídos às variáveis, durante o treino estas podem ser observadas na Tabela 23 do anexo A, apresentando-se apenas na Tabela 5 as três principais para a contribuição negativa e positiva.

Tabela 5- Pesos que mais contribuem positivamente e negativamente no melhor modelo, para o conjunto de dados da empresa A

Variáveis mais contribuem positivamente	Pesos	Variáveis mais contribuem negativamente	Pesos
Teor em Fe	4.2763	TBN	-1.1798
Teor em Na	5.0890	Teor em Al	-2.3384
Teor em Si	2.9916	PQ Index	-3.3054

Futuramente, os resultados obtidos em diferentes conjuntos de dados podem não ser iguais aos apresentados na Tabela 5, uma vez que os pesos são atribuídos automaticamente pela ferramenta computacional *Matlab*, dependendo dos dados de treino.

No entanto, através dos resultados transcritos na Tabela 5, conclui-se que o Teor em Fe (Ferro), Na (Sódio) e Si (Silício) são as variáveis em estudo que mais contribuem positivamente para o diagnóstico final da intervenção de manutenção, ou seja, para a atribuição de 1 (✓). Enquanto que o TBN, que é a quantidade de ácido expresso em mg KOH/g, necessário para neutralizar todos os componentes alcalinos presentes em lubrificantes para motores de combustão, o Teor em Al (alumínio) e o PQ Index, que é a concentração de partículas magnéticas na amostra, são as variáveis que mais contribuem negativamente para o diagnóstico final da rede neuronal (diagnóstico de pontuação 3 (x)).

## 3.5 - Projeto da empresa B

### 3.5.1 - Análise de testes

Como se procedeu no projeto da empresa A, deve-se proceder de igual forma para o projeto da empresa B. Deste modo, para a empresa B, apresenta-se, então, na Tabela 6 os respetivos resultados para cada um dos testes realizados.

No caso da empresa B, optou-se pelo teste realizado com nove neurónios na camada escondida, apesar do modelo com um neurónio na camada escondida mostrar um menor MSE.

No entanto, este mesmo modelo de um neurónio apresenta um R pobre no conjunto de teste, em comparação com o conjunto de treino e de validação, o que significa que o modelo é pouco geral e, assim, tem uma maior dificuldade de adaptação a novos dados. Contrariamente, o modelo de nove neurónios na camada escondida apresenta um R elevado em todos os conjuntos de dados e um valor de MSE baixo. Isto mostra que o modelo é mais geral para o problema que está a ser tratado.

**Tabela 6- R e MSE obtidos para os diferentes tamanhos da rede neuronal, para o conjunto de dados da empresa B**

<b>NÚMERO DE NEURÓNIOS ESCONDIDOS</b>	<b>R (CONJUNTO DE TREINO)</b>	<b>R (CONJUNTO DE VALIDAÇÃO)</b>	<b>R (CONJUNTO DE TESTE)</b>	<b>R ALL (TODOS)</b>	<b>MSE ALL (TODOS)</b>
<b>1</b>	0.98	0.97	0.86	0.95	0.060
<b>2</b>	0.95	0.93	0.88	0.94	0.110
<b>3</b>	0.99	0.90	0.88	0.96	0.222
<b>4</b>	0.95	0.95	0.83	0.92	0.078
<b>5</b>	0.97	0.86	0.80	0.93	0.161
<b>6</b>	0.86	0.84	0.86	0.86	0.249
<b>7</b>	0.91	0.91	0.91	0.90	0.256
<b>8</b>	0.97	0.89	0.93	0.94	0.144
<b>9</b>	<b>0.95</b>	<b>0.91</b>	<b>0.94</b>	<b>0.95</b>	<b>0.073</b>
<b>10</b>	0.92	0.89	0.92	0.90	0.184

A *performance* do melhor modelo que se recolheu é representada na seção 3.5.2 (Análise de resultados) com a sua respetiva análise.

Desta forma, apresenta-se, então, a estrutura da rede neuronal obtida (Figura 14), onde se representa o número de entradas, camadas escondidas e saídas.

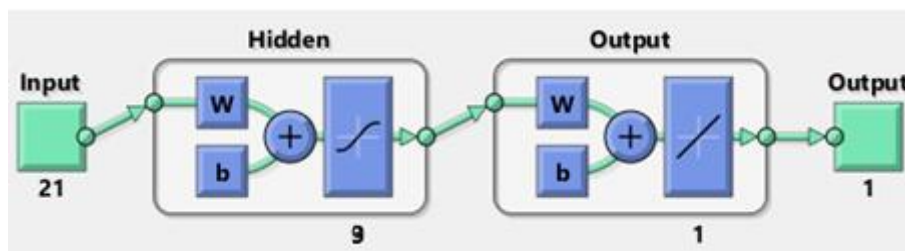


Figura 14- Representação da estrutura da rede para o melhor modelo obtido do conjunto de dados da empresa B

Da estrutura da rede retira-se o número de entradas que são 21, apresentadas no *input*, o número de neurónios na camada escondida, que são nove, representados na zona do *Hidden* e, finalmente a saída que será uma única.

### 3.5.2 - Análise de resultados

O procedimento de análise dos dados da empresa B foi semelhante ao dos dados da empresa A. No respetivo *dataset* constatarem-se vários espaços em branco, aos quais se atribui a média dos dados atribuídos à respetiva variável. Também no diagnóstico se atribui o valor de 1 (normal), 2 (verificar) e 3 (perigo).

Obteve-se, então, uma construção da rede neural que apresenta 21 variáveis de entrada. É importante compreender que as variáveis que constituem o conjunto de dados da empresa A são as mesmas para o conjunto de dados da empresa B.

Relativamente ao número de neurónios a integrar na camada escondida, procedeu-se ao mesmo estudo que se realizou anteriormente no *dataset* A, ou seja, realizaram-se dez testes e optou-se pelo melhor dos modelos analisados.

Depois de realizados todos os testes o melhor modelo que se atingiu para o conjunto de dados apresenta uma percentagem de 94.7%, tal como se pode observar na Figura 15. É importante ainda notar que o melhor modelo apresenta nove neurónios na sua camada escondida.

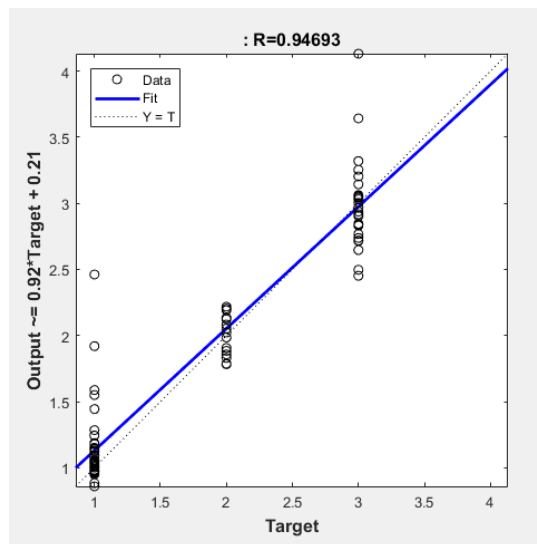


Figura 15- Regressão Linear dos resultados para o melhor modelo da rede neuronal obtido do conjunto de dados da empresa B

Na Figura 15 observa-se uma reta que rege os diagnósticos da empresa (*target*). A reta mostra uma correlação bastante elevada entre os valores desejados e os obtidos. Quanto aos pontos que se observam na representação gráfica, estes encontram-se nos *targets* de 1, 2 ou 3, o que acontece devido à classificação do diagnóstico ter sido convertida nestas três representações.

Relativamente à equação que faz parte do eixo dos y, esta permite observar a respetiva equação de regressão linear que tem como forma  $y=mx+b$ , onde  $b$  representa a ordenada na origem que tem como valor 0.051 e  $m$  representa o declive da reta a azul que tem o valor de 0.94.

Na Figura 16 mostram-se também os valores de R para cada um dos subconjuntos de dados (conjunto de treino, conjunto de validação e conjunto de teste).



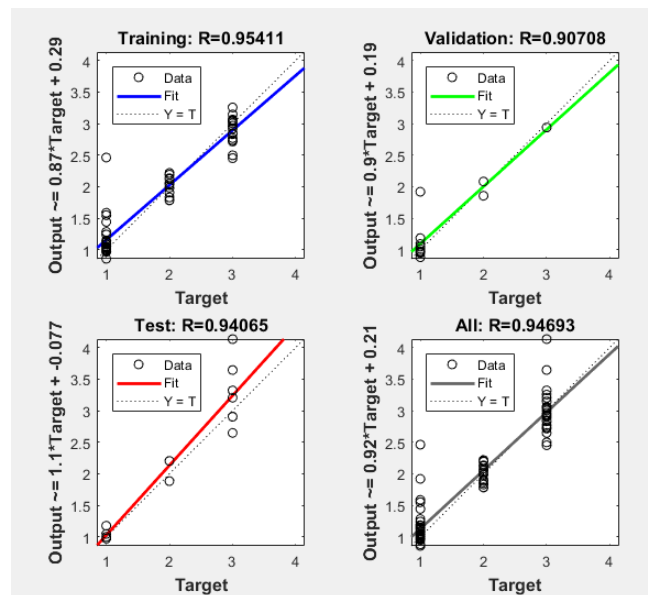


Figura 16- Resultados obtidos para os três conjuntos de treino, validação e teste para o melhor modelo para o conjunto de dados da empresa B

Na recolha dos resultados obtidos é necessário ter em conta alguns fatores, para que o teste seja credível, tendo em conta alguma regras que foram especificadas no capítulo 3.4.2.

E ainda, é necessário relembrar, que nos eixos de cada tabela estão representados os diagnósticos atribuídos (1 (normal), 2 (verificar) e 3 (perigo)) no eixo do x, enquanto que novamente no eixo do y é demonstrada a reta  $y=mx+b$ .

Para adotar este modelo, ainda se teve em conta o MSE durante o treino, uma vez que, se não existir uma redução no erro de cada conjunto de dados, a rede não cumpriu o seu objetivo. Assim, na Figura 17 apresenta-se o resultado obtido (*performance*) durante o treino da rede.

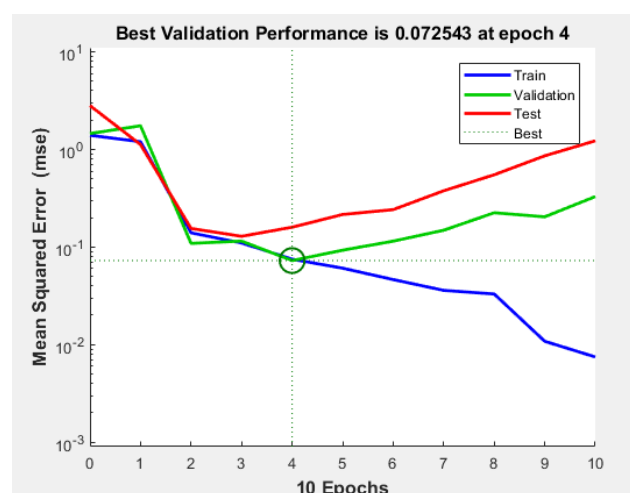


Figura 17- Desempenho dos conjuntos de treino, validação e teste obtido do melhor modelo para os dados da empresa B

---

Conclui-se então que existiu uma maior redução do erro no conjunto de treino; no entanto, a redução que existiu em todos os conjuntos manteve-se relativamente próxima, atingindo a sua melhor *performance* na quarta iteração.

Com os bons resultados obtidos no treino dos dados da empresa B, pretendeu-se analisar os diagnósticos obtidos em cada um dos autocarros e compará-los com uma simulação.

Pretende-se observar a qualidade dos resultados, não só através da comparação dos diagnósticos, mas também através do erro quadrático médio que deve ter o valor 0, no caso da qualidade dos resultados obtidos, quer através da inteligência artificial quer através da ilação humana, serem iguais.

Este erro quadrático é importante, uma vez que os resultados obtidos do meio computacional não apresentam um valor exato, por isso é necessário arredondar esse valor para representar o respetivo diagnóstico obtido pelo método das redes neuronais. Os resultados podem ser observados na Tabela 19.

Na respetiva análise, o número de autocarros a ser estudado é superior ao apresentado pela empresa A. A Tabela 19 é constituída por um número de erros obtidos bastante reduzido, representando apenas uma percentagem de 6.8%, ou seja, 6 erros.

Em continuação do estudo procedeu-se a um novo cálculo computacional com o objetivo de obter resultados para um conjunto de dados diferente, mas com o intuito de usar a aprendizagem realizada anteriormente com os dados da empresa B. Assim, foram analisadas várias intervenções de manutenção de viaturas da empresa A, o que permitiu construir um novo conjunto de dados.

Mais uma vez, através da ferramenta Matlab, procedeu-se ao cálculo computacional do diagnóstico para os novos autocarros baseado no treino realizado para a empresa B. Ou seja, uma vez que as redes neuronais já obtêm uma aprendizagem dos dados anteriores, pretende-se agora simular e comparar os resultados obtidos para o diagnóstico dos dados da empresa A. Os resultados obtidos para a empresa A são apresentados na Figura 18.

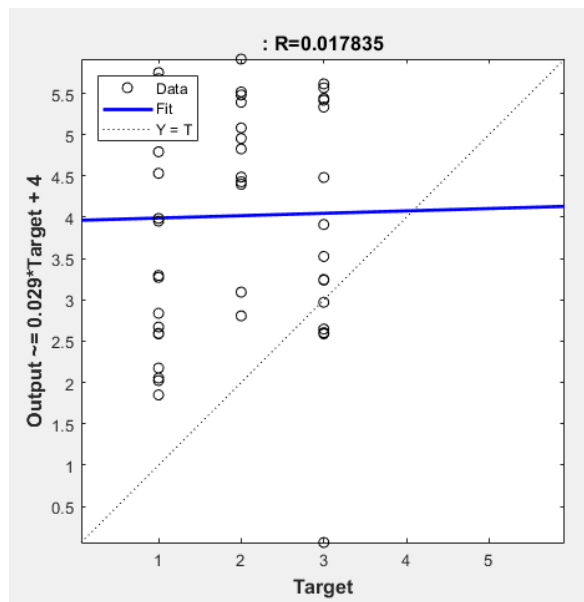


Figura 18- Regressão Linear treinando com dados da empresa B, simulando com o conjunto de dados da empresa A

Como se pode observar, a correlação calculada com este novo conjunto de dados, comparativamente com o da empresa B, é bastante diferente e mais baixa.

Surge, então, na Tabela 20 uma comparação dos diagnósticos realizados pela empresa A e pelos métodos computacionais. Consequentemente, prevê-se que a qualidade dos resultados obtidos apresente valores mais baixos em comparação com os resultados que se apresentaram anteriormente.

Ao longo da tabela apresentada podem-se verificar várias distinções entre ambos os diagnósticos apresentados, inclusive observa-se um conjunto de erros muito elevado em comparação com a Tabela 19, apresentando uma percentagem de erros de cerca de 70%, ou seja, 33 erros.

### 3.5.2.1 - Análise de sensibilidade

Nesta seção apresenta-se o resumo dos resultados obtidos em comparação com os diagnósticos, tendo por base a *confusion matrix*. Na Tabela 7 consegue-se observar todos os resultados obtidos, inclusive os diagnósticos idênticos e os erros obtidos.

**Tabela 7- Confusion Matrix** dos erros obtidos na simulação do modelo treinado com dados da empresa B, simulando dados das empresas A e B

Previsão do modelo	Empresa A			Empresa B		
3	16	12	14	0	0	26
2	4	0	0	4	15	2
1	0	0	1	41	0	0
Diagnóstico da Empresa	1	2	3	1	2	3

No conjunto de dados B existem seis erros do modelo em comparação com a decisão da empresa. Em quatro situações o modelo previu 2, enquanto a empresa decidiu 1. Então, o modelo foi mais defensivo, propondo que o autocarro deve substituir o óleo, enquanto que a empresa decidiu que o autocarro pode continuar as suas funções normais. Em dois casos a empresa decidiu 3 e o modelo previu 2.

Quando o modelo foi aplicado aos dados da empresa A, houve um total de 33 erros. Numa situação a empresa ficou mais defensiva, uma vez que o modelo previu 1 e a empresa decidiu que o autocarro está no extremo da situação e deve parar.

Em 32 situações o modelo foi mais defensivo, devido às 16 vezes que o modelo previu que o autocarro deve parar e a empresa decidiu que o óleo da viatura estava bom; das 12 vezes que o modelo previu que o autocarro devia parar as suas funções, a empresa apenas decidiu substituir o óleo e, ainda, das 4 vezes que o modelo previu que o óleo devia ser substituído e a empresa decidiu que a viatura estava pronta para voltar a circular.

Em conclusão, relativamente aos resultados observa-se que a empresa B apresenta uma substituição do óleo muito antes do que a empresa A.

---

### 3.5.2.2 - Pesos atribuídos às variáveis

Para finalizar o estudo do projeto da empresa B, procedeu-se à análise dos pesos das variáveis, para assim concluir quais as variáveis que mais contribuem positivamente e as que contribuem mais negativamente.

Desta forma, pode-se observar na Tabela 24 todos os resultados obtidos. Esta encontra-se no Anexo A. No entanto, na Tabela 8 apresentam-se os resultados mais importantes das variáveis mais relevantes.

Tabela 8- Pesos que mais contribuem positivamente e negativamente no melhor modelo, para o conjunto de dados da empresa B

Variáveis que mais contribuem positivamente	Pesos	Variáveis que mais contribuem negativamente	Pesos
Oxidação	1.35	Sulfatação	-0.74
Teor Cu	1.23	Viscosidade	-1.19
Teor Pb	0.78	Fuligem	-2.77

Através dos resultados transcritos, conclui-se que as variáveis que mais contribuem negativamente para o diagnóstico final são, essencialmente, a fuligem, a viscosidade e a sulfatação. Enquanto que aquelas que mais contribuem positivamente são a oxidação e os teores em cobre e chumbo.

## 3.6 - Análise fundindo os *datasets*

### 3.6.1 - Problema

Nesta seção pretende-se compreender como resultaria a união de ambos os *dataset's*, uma vez que as análises anteriores mostram que as empresas A e B seguem políticas diferentes. O modelo obtido para uma empresa funciona muito bem para o conjunto de dados dessa empresa, mas os resultados são distorcidos para o outro *dataset*.

Deste modo, construiu-se este novo conjunto de dados constituído pelos dados de ambas as empresas, com o objetivo de obter o melhor modelo de treino e tirar os respetivos resultados. Para além disso este novo conjunto de dados permite obter um *dataset* de maior dimensão que, naturalmente o torna mais vantajoso para o treino das redes neuronais.

### 3.6.2 - Análise de testes

Nesta seção pretende-se demonstrar os resultados obtidos até atingir o melhor teste.

O procedimento a adotar é exatamente o mesmo que se utilizou em capítulos anteriores na respetiva análise de testes. Desta forma, representa-se na Tabela 9 os respetivos dez testes e os valores de R e MSE obtidos nos diferentes modelos.

Tabela 9- R e MSE obtidos para os diferentes tamanhos da rede neuronal, para o conjunto de dados da empresa A e B

NÚMERO DE NEURÓNIOS ESCONDIDOS	R (CONJUNTO DE TREINO)	R (CONJUNTO DE VALIDAÇÃO)	R (CONJUNTO DE TESTE)	R ALL (TODOS)	MSE ALL (TODOS)
1	0.95	0.89	0.76	0.91	0.125
2	0.93	0.86	0.85	0.91	0.192
3	0.93	0.87	0.83	0.90	0.242
4	0.96	0.89	0.73	0.92	0.154
5	0.94	0.88	0.83	0.91	0.212
6	<b>0.87</b>	<b>0.90</b>	<b>0.94</b>	<b>0.89</b>	<b>0.169</b>
7	0.94	0.92	0.86	0.92	0.122
8	0.94	0.89	0.84	0.92	0.181
9	0.93	0.87	0.81	0.91	0.189
10	0.95	0.84	0.82	0.91	0.242

---

O modelo escolhido neste caso foi o obtido no teste realizado com 6 neurónios, devido ao seu elevado valor de R para o conjunto de testes, indicando que é o modelo mais geral. Este também possui valores aceitáveis para os restantes parâmetros incluindo o baixo valor de MSE.

No que respeita à estrutura da rede neuronal, esta é representada na Figura 19, sendo constituída pelo número de entradas, pelo número de neurónios na camada escondida e pelo número de saídas.

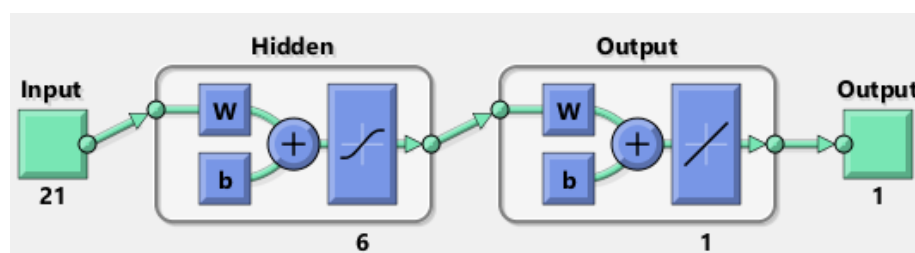


Figura 19- Representação da estrutura da rede para o melhor modelo obtido do conjunto de dados da empresa A e B

O número de variáveis, comparativamente às análises anteriores, mantém-se igual, isto porque as variáveis do estudo são exatamente as mesmas. Apenas se observa uma diferença que consta na camada oculta, devido ao facto de se ter optado pelo teste com 6 neurónios.

---

### 3.6.3 - Análise de resultados

Apresenta-se na

Figura 20 os resultados obtidos para os dados das empresas A e B.

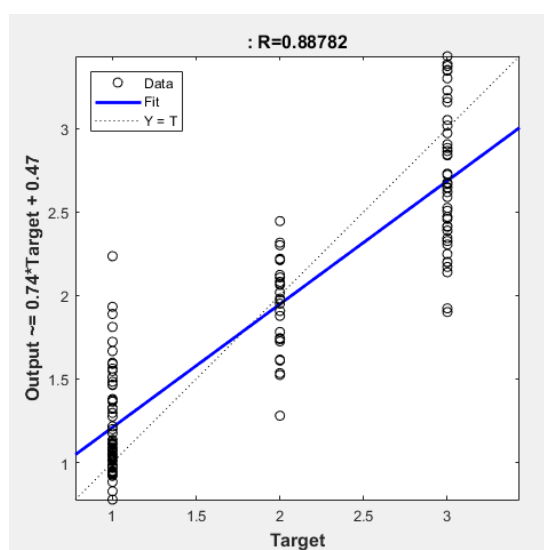


Figura 20- Regressão Linear dos resultados para o melhor modelo da rede neuronal obtido do conjunto de dados da empresa A e B



Figura 20, o resultado obtido para o *Rall* do novo conjunto de dados é de cerca de 88.8%, representando uma percentagem igualmente elevada relativamente aos resultados obtidos anteriormente.

A escolha do número de camadas escondidas a utilizar na rede foi feita de igual forma às análises anteriores, aplicando um conjunto de neurónios diferente em cada teste para, posteriormente, se observar qual o melhor modelo a optar, como se pode depreender na seção referente à Análise de Testes.

Os resultados obtidos nos grupos de treino, validação e teste, podem ser observados na Figura 21.

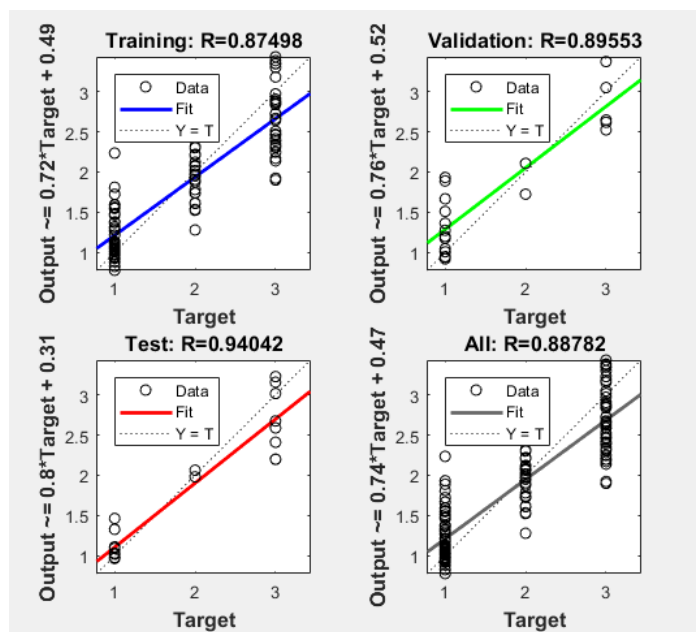


Figura 21- Resultados obtidos para os três conjuntos de treino, validação e teste, para o modelo treinado com todos os dados da empresa A e B

Em conclusão, referente à Figura 21, observa-se que o conjunto de teste apresenta um R mais elevado do que os restantes grupos de dados, o que leva a crer que o modelo apresentado é um modelo que funciona bem com dados que nunca viu, pelo que se pode dizer que é um modelo geral. Os restantes conjuntos mantêm-se com percentagens muito próximas e não muito distanciados do R de teste.

Relativamente à *performance*, esta pode ser observada na Figura 22, onde são traçadas as três linhas, dos três grupos de dados, e assim perceber como ocorreu a diminuição do erro ao longo do treino.

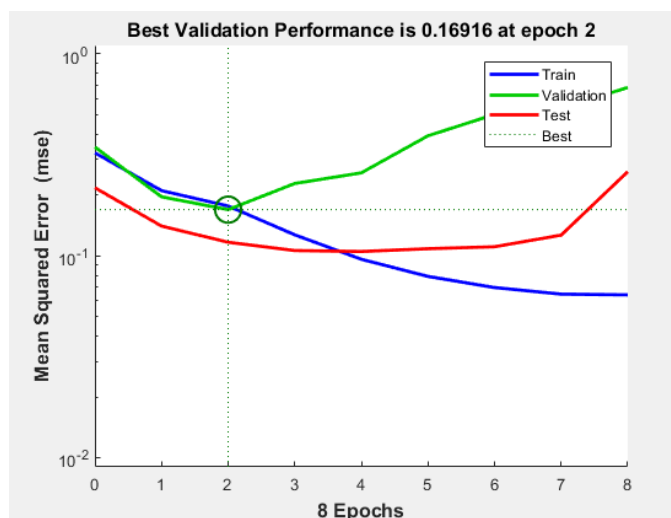


Figura 22- Desempenho dos três conjuntos de treino, validação e teste, para o melhor modelo obtido com os dados da empresa A e B

---

Existe uma maior diminuição do erro no grupo de treino, seguido do conjunto de validação e de teste, como seria de esperar através do observado na Figura 21. Quanto à melhor *performance* obtida, esta localiza-se na segunda iteração, como se pode visualizar. Tendo em conta, que Epochs é o número de iterações.

Depois da análise realizada através dos resultados obtidos da rede neuronal, realizou-se a simulação dos resultados para a saída, para comparar os resultados do diagnóstico obtido pela empresa e pela rede neuronal com o respetivo cálculo do erro quadrático, como se pode analisar na Tabela 21, que se encontra no anexo A.

De acordo com a tabela apresentada, observam-se exatamente 29 erros, os quais representam cerca de 21.5%. Em conclusão, este número de erros é bastante elevado, assim como a percentagem que estes representam, apesar do número de intervenções de manutenção ter aumentado para 135.

Em justificação a este elevado número de erros, pode estar o facto de os motores dos autocarros serem diferentes de uma empresa para a outra, as respetivas políticas de manutenção e até mesmo o seu professor (pessoa que executa a intervenção de manutenção).

No que respeita à qualidade dos resultados, estes mantêm-se satisfatórios nos diagnósticos semelhantes e, quando os diagnósticos, da empresa e da rede neuronal, não apresentam o mesmo resultado.

### **3.6.3.1 - Análise de sensibilidade**

Em resumo aos resultados obtidos na comparação dos diagnósticos realizado no capítulo anterior, apresenta-se a Tabela 10.

Na Tabela 10 pode-se observar não só os resultados da simulação para o *dataset* da empresa A e B, mas também os erros que se observam em cada empresa, de acordo com o modelo treinado.

Tabela 10- *Confusion matrix* para os erros do modelo treinado com o *dataset* do projeto da empresa A e B em conjunto

Previsão do modelo	Totais empresa A e B			Empresa A			Empresa B		
3	0	0	27	0	0	11	0	0	16
2	12	26	16	7	11	4	5	15	12
1	53	1	0	13	1	0	40	0	0
Diagnóstico da empresa	1	2	3	1	2	3	1	2	3

Como a tabela demonstra, em 12 situações o modelo obteve uma previsão de (2) em que o óleo deveria ser substituído, e as empresas A e B decidiram que o óleo estava nas condições normais (1). Em 17 situações a empresa mostrou-se mais rigorosa do que a IA, uma vez que dentro destas 17 situações, numa delas o modelo prevê 1 e a empresa decide atribuir 2 e as restantes 16 amostras a IA prevê um diagnóstico de 2 e a empresa decide que o autocarro deve parar.

Observa-se ainda, através da tabela que existem mais erros nas previsões para o conjunto de dados A do que para o conjunto de dados B. Uma das razões que pode justificar este acontecimento é o facto do conjunto B ser maior do que o conjunto A, o que leva a um treino em que o número de dados da empresa B sobressai perante os dados da empresa A.

### 3.6.3.2 - Pesos atribuídos às variáveis

No que respeita aos pesos atribuídos às variáveis, estes podem ser devidamente observados na Tabela 25, no Anexo A. As variáveis mais relevantes no treino estão representadas na Tabela 11.

Tabela 11- Pesos que mais contribuem positivamente e negativamente no melhor modelo, obtidos com os dados da empresa A e B

Variáveis que mais contribuem positivamente	Pesos	Variáveis que mais contribuem negativamente	Pesos
Teor Ni	0.66	Combustível	-1.50
Teor Cu	0.48	Teor Na	-1.83
Teor Al	0.46	Fuligem	-2.34

Em conclusão, no que concerne à tabela apresentada, retira-se que as variáveis que mais contribuem de forma negativa para o diagnóstico final determinado pela rede, são o combustível, os teores de sódio e a fuligem. Enquanto que as variáveis que mais contribuem positivamente para o diagnóstico são os teores de níquel, os teores de cobre e os teores de alumínio.

### 3.7 - Análise com os *datasets* equilibrados

#### 3.7.1 - Problema

Nesta última secção de apresentação de resultados, pretende-se estudar os resultados obtidos no caso de os dados retirados das duas empresas serem em igual número, uma vez que, da secção anterior conclui-se que o treino cai mais no conjunto de dados da empresa B, devido ao número de dados exceder o número de dados da empresa A.

Assim, passou-se a utilizar 47 amostras da empresa A e 47 amostras da empresa B, que, no total, completam 94 amostras para o estudo. As amostras escolhidas do conjunto de dados da empresa B foram escolhidas aleatoriamente retirando apenas a amostra que inclui um espaço em branco num dos parâmetros em avaliação, que se exclui de imediato.

Desta vez, ao conjunto de dados construído deu-se o nome de *ABbalanced*, devido ao número de amostras estar equilibrado. Deste modo, procedeu-se ao estudo da análise de teste e de resultados, que se representa nos capítulos seguintes.

---

### 3.7.2 - Análise de testes

Para superar o problema do enviesamento dos dados, devido ao número de amostras da empresa A e da empresa B, criou-se então mais um modelo neuronal. A Tabela 12 mostra o R e o MSE obtidos para os diferentes modelos, até um número de 10 neurónios na camada oculta.

Tabela 12- R e MSE obtidos para os diferentes tamanhos da rede neuronal, para o conjunto de dados da empresa A e B com apenas 47 amostras de cada *dataset*

NÚMERO DE NEURÓNIOS ESCONDIDOS	R (CONJUNTO DE TREINO)	R (CONJUNTO DE VALIDAÇÃO)	R (CONJUNTO DE TESTE)	R ALL (TODOS)	MSE ALL (TODOS)
1	0.85	0.80	0.91	0.85	0.279
2	0.88	0.82	0.78	0.85	0.158
3	0.84	0.82	0.90	0.84	0.322
4	0.93	0.87	0.84	0.90	0.241
5	0.90	0.86	0.90	0.88	0.267
6	0.89	0.87	0.84	0.88	0.264
7	<b>0.94</b>	<b>0.94</b>	<b>0.93</b>	<b>0.93</b>	<b>0.094</b>
8	0.88	0.88	0.93	0.88	0.161
9	0.97	0.91	0.93	0.95	0.194
10	0.91	0.88	0.93	0.91	0.143

Como mostra a Tabela 12, o modelo de 7 neurónios na camada oculta apresenta o menor MSE, bem como os maiores valores para o R de todos os conjuntos de dados; por consequência foi o modelo eleito para analisar na seção de análise de resultados.

No que respeita à arquitetura da rede neuronal, esta pode ser analisada na Figura 23, onde se observa o número de entradas, camadas ocultas e saídas.

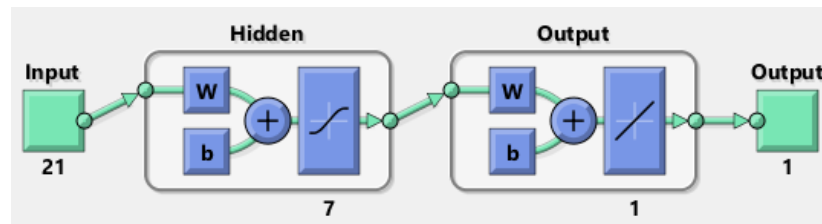


Figura 23- Representação da estrutura da rede para o melhor modelo obtido do conjunto de dados da empresa A e B, mas com apenas 47 amostras de cada *dataset*

### 3.7.3 - Análise de resultados

A Figura 24 mostra a regressão linear entre os dados reais e preditos pela rede, tendo-se obtido um R de 0.9. Em comparação com a análise de resultados para a empresa A e B, mostra um valor de R substancialmente mais elevado.

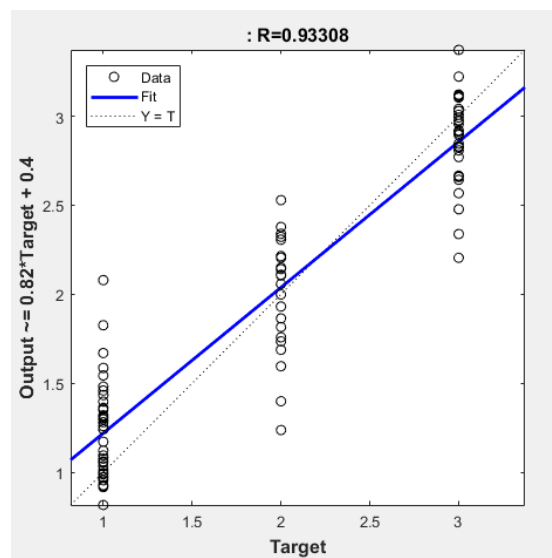
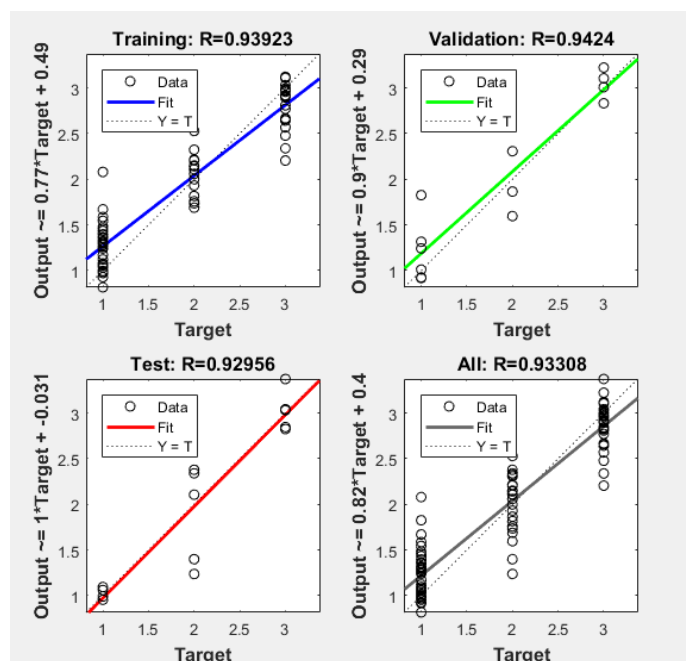


Figura 24- Regressão Linear dos resultados para o melhor modelo da rede neuronal obtido do conjunto de dados *ABbalanced*

A Figura 25 ilustra o valor de R também para os conjuntos de treino, teste e validação.



**Figura 25-** Resultados obtidos para os três conjuntos de treino, validação e teste para o melhor modelo para o conjunto de dados *ABbalanced*

No modelo escolhido pode-se concluir que os dados mantiveram bons resultados em todos os conjuntos (treino, validação e teste).

Apesar do conjunto de treino e de validação apresentarem um valor mais elevado do que o conjunto de teste, isso não implica que não se possa afirmar que o modelo é geral, uma vez que o valor do conjunto de teste não se distancia de forma notória dos restantes grupos, apresentando assim um valor de R bastante elevado.

Relativamente ao desempenho durante o treino nos três conjuntos de dados, que se observa na Figura 26, nota-se um valor baixo de MSE, que permite compreender uma das causas que leva à escolha do respetivo modelo.



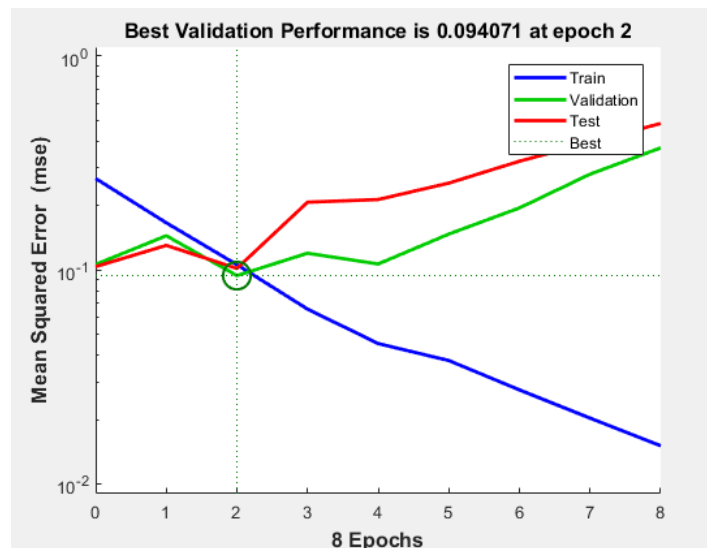


Figura 26- Desempenho dos três conjuntos de treino melhor modelo obtido com todos os dados do *ABbalanced*

Em relação à *performance*, ainda se analisa que a diminuição do erro foi mais elevada no conjunto de treino, seguido dos restantes dos conjuntos, validação e teste, que mostram uma diminuição do erro bastante semelhante. Assim, o modelo atingiu o seu melhor desempenho na segunda iteração.

A Tabela 22 do anexo A mostra os resultados dos erros e o erro quadrático. Como a tabela ilustra, existem no total 11 erros, que representam uma percentagem de 11.7%.

Em conclusão relativamente ao número de erros, este resultado é bastante mais satisfatório do que aqueles que se encontraram na secção anterior, levando, assim, a crer que existe bastante equilíbrio nos resultados, agora com 47 amostras de cada empresa.

### 3.7.3.1 - Análise de sensibilidade

A Tabela 13 representa a *confusion matrix* adaptada ao estudo, resumindo os erros que se encontram na simulação do modelo, os quais advêm das 94 amostras em estudo, comparando os resultados atribuídos pela empresa com os resultados atribuídos pela rede através da simulação.

Tabela 13- *Confusion matrix* dos erros obtidos do modelo com o dataset ABbalanced

Previsão do modelo	ABbalanced			Empresa A			Empresa B		
3	0	1	29	0	0	15	0	1	14
2	5	19	3	3	10	0	2	9	3
1	35	2	0	17	2	0	18	0	0
Diagnóstico da empresa	1	2	3	1	2	3	1	2	3

Como se pode verificar existe neste momento uma diminuição de erros e ainda uma distribuição aceitável dos mesmos. Encontram-se no total 11 erros, onde cinco fazem parte da empresa A e os restantes seis da empresa B. Assim, conclui-se que o modelo agora é geral e equilibrado, ou seja, não existe uma adaptação a um dos conjuntos, como se concluiu na seção anterior, uma vez que os dados de cada empresa se mantêm equilibrados (47 amostras de cada empresa).

### 3.7.3.2 - Pesos atribuídos às variáveis

Os pesos atribuídos pela rede neuronal durante o treino refletem, mais uma vez, a contribuição de cada variável para a saída de cada neurónio, apresentando as variáveis mais importantes pesos mais elevados e variáveis menos importantes pesos mais baixos. Ainda pode acontecer que seja atribuído o valor de zero às variáveis, o que leva à eliminação da mesma, uma vez que, na verdade, esta não contribui em nada para o resultado final.

Desta forma, apresentam-se na Tabela 14 os resultados para as três melhores variáveis, positivamente e negativamente. As restantes variáveis representam-se no anexo A na Tabela 26, onde se pode observar o seu respetivo peso.

Tabela 14- Pesos que mais contribuem positivamente e negativamente no melhor modelo, para o modelo *ABbalanced*

Variáveis que mais contribuem positivamente	Pesos	Variáveis que mais contribuem negativamente	Pesos
Teor Na	2.41	Teor Sn	-1.23
Teor Si	2.36	Anticongelante	-1.53
Fuligem	2.22	Teor Cu	-1.97

As variáveis que mais contribuem negativamente para este conjunto de dados *ABbalanced*, de acordo com a rede neuronal, são os teores em estanho, o anticongelante e os teores em cobre. Enquanto que as variáveis que mais contribuem positivamente para os resultados atribuídos pela rede são: os teores em sódio, os teores em silício e a fuligem.

### 3.7.4 - Análise comparativa com PCA

O presente trabalho descreve uma análise do estudo realizado através de redes neurais; deste modo criaram-se vários modelos neurais para auxiliar a classificação do desgaste dos óleos do motor Diesel. É importante realizar esta monitorização dos óleos, uma vez que permite prolongar e otimizar o tempo de vida útil dos equipamentos, de forma a evitar acidentes desnecessários, poluições e paragens funcionais do equipamento.

Ao longo do desenvolvimento do estudo, as diferenças de políticas de manutenção da empresa A e da empresa B mostraram-se notórias, daí um dos maiores obstáculos ter sido a construção de um único modelo que se adequasse nas diferentes políticas.

Este maior obstáculo foi ultrapassado através da seleção das amostras corretas e com a análise adequada, construindo-se, então, um modelo que mostrou um bom desempenho para as duas empresas diferentes (esta análise pode ser visualizada na seção anterior (3.7.3)).

No entanto, durante o presente estudo achou-se por bem realizar uma análise comparativa com o método PCA. Usando PCA nos mesmos dados estudados pelas redes neurais, foi possível comprovar se os resultados obtidos seriam fidedignos. A análise PCA foi realizada através da metodologia apresentada em (Rodrigues, 2019).

---

Assim, utilizando os modelos RNA determinou-se que a empresa B apresenta uma postura mais defensiva do que a sua concorrente e, ainda, foi possível criar modelos preditivos para a classificação dos óleos que, por vezes se mostravam distintas das decisões estipuladas pelas empresas. É importante compreender que alguns dos erros podem ser devidos a más decisões das empresas.

Realizando-se a análise comparativa dos modelos RNA com o método PCA, confirmou-se a postura das empresas, sendo que a análise PCA mostrou que a empresa B substitui o óleo num intervalo de 30% a 59% do desgaste do óleo, enquanto que a empresa A ultrapassa o limite estabelecido pelo fabricante. Ou seja, identificaram-se óleos com substituições realizadas demasiado cedo e óleos substituídos num grau muito elevado de desgaste.

Na sequência dos resultados obtidos em cada um dos estudos elaborou-se um artigo científico, submetido a uma revista internacional, no qual se apresenta toda a informação obtida ao longo do desenvolvimento deste trabalho e, ainda, todo o estudo da análise PCA. Isto com o objetivo de representar toda a análise comparativa e divulgar como os novos métodos podem ser aplicados à manutenção preditiva, de forma a ajudar em decisões de intervenções futuras de manutenção para ambas as empresas.

Estes resultados mostram como novos métodos podem ser aplicados à manutenção preditiva, de forma a facilitar o processo de decisão e a otimizar o tempo entre as intervenções.

---

## 4 - Discussão

As redes neurais artificiais, ao longo do desenvolvimento deste estudo, permitiram prever os diagnósticos atribuídos aos diferentes tipos de autocarros das duas empresas no caso em estudo (empresa A e B) e, ainda, analisar através de funções de *datasets* os respetivos resultados.

Os óleos dos motores dos diferentes autocarros foram devidamente analisados pela empresa em causa, sendo um humano responsável por atribuir o estado do óleo através de três classificações, como se interpretou anteriormente.

Neste capítulo, pretende-se realizar uma análise comparativa, de forma a resumir as conclusões retiradas dos vários resultados obtidos.

No que respeita ao valor de R e MSE obtidos por cada uma das empresas, sabe-se que a diferença não é evidente, uma vez que todos os resultados de R obtidos nos estudos realizados mantêm-se elevados, até mesmo no seu pior modelo. O mesmo acontece no valor de MSE que é representado sempre por um baixo valor.

Apesar de os modelos escolhidos nos estudos realizados não apresentarem sempre o mesmo nível de generalidade, teve-se o cuidado de escolher o modelo mais geral conseguido.

No entanto, nos resultados obtidos pela simulação da rede existem evidências que exigem uma análise e justificação. A simulação dos modelos que foram treinados com os dados de uma empresa mostra um mau resultado quando é feito com os dados de outra empresa.

Estes resultados são registados numa tabela *confusion matrix*, como se observou, possibilitando que se observe uma distinção no que respeita à mudança do óleo, levando a crer, então, que as políticas de manutenção adotadas pelas empresas não são iguais e totalmente contrárias.

A análise dos *datasets* fundidos foi realizada para compreender como se adaptaria o treino da rede neuronal a um conjunto de dados onde a política seguida não é a mesma. Assim, concluiu-se que os resultados obtidos no valor de R e MSE não apresentam fortes diferenças, mantendo o mesmo estereótipo.

---

Na análise da *confusion matrix*, grande parte dos erros obtidos na comparação dos diagnósticos mostram que as duas empresas apresentam um diagnóstico mais defensivo em comparação com o modelo. Também se retira que os erros caem mais sobre a empresa A.

Este facto permite concluir que o facto de existir um maior número de dados da empresa B do que da empresa A faz com que exista um maior ajustamento do treino aos dados da empresa B e, por consequência, à política de manutenção adotada pela mesma. Desta forma foi prudente construir um *dataset* que não fosse influenciado por uma das empresas.

Assim, construiu-se o *dataset ABbalanced* para que se comprove que a afirmação que justifica os resultados na análise dos *datasets* fundidos é confirmada. Mais uma vez, os valores de R e MSE mantiveram-se na média. Na análise da *confusion matrix*, então, conseguiu-se comprovar que a conclusão anterior é verdadeira e, nos resultados não se distingue a influência de qualquer uma das empresas.

Para compreender melhor o resumo dos resultados obtidos no estudo construiu-se a Tabela 15, que permite observar todos os resultados dos quatro estudos realizados.

**Tabela 15- Resumo dos resultados obtidos para os quatro estudos realizados**

	Empresa A	Empresa B	Datasets fundidos	ABbalanced
R	0.98	0.95	0.89	0.93
MSE	0.051	0.073	0.169	0.094
Nº de Neurónios	3	9	6	7
Total de erros	-	-	29	11
Erros Empresa A	2	33	12	5
Erros Empresa B	39	6	17	6

Apesar de não se ter referido o número de neurónios na camada oculta, sabe-se que este foi escolhido de acordo com a análise de testes.

Antes de terminar o estudo de resultados, deve-se ainda representar os pesos obtidos para as variáveis nos estudos realizados. Estes pesos não são constantes, daí ser normal que

nos quatro estudos os pesos variem e não sejam sempre as mesmas variáveis a contribuírem mais positivamente para a saída, ou negativamente.

**Tabela 16- Resumo de três pesos que mais contribuem positivamente para os quatro estudos realizados anteriormente**

Empresa A		Empresa B		Datasets fundidos		ABbalanced	
Variável	Valor	Variável	Valor	Variável	Valor	Variável	Valor
Na	5.09	Oxidação	1.35	Ni	0.66	Na	2.41
Fe	4.28	Cu	1.23	Cu	0.48	Si	2.36
Si	2.99	Pb	0.78	Al	0.46	Anticongelante	2.22

Como se pode verificar na Tabela 16, existem algumas variáveis que aparecem em dois dos estudos realizados, nomeadamente Na, Cu e Si.

Com os resultados do estudo realizado no desenvolvimento deste trabalho propôs-se ainda elaborar um artigo para publicação, com a comparação do método PCA para que o resultado fosse devidamente analisado e conclusivo para as empresas de transporte urbano.

Através do método das redes neuronais criaram-se modelo preditivos para a classificação dos óleos, com elevado grau de precisão, apesar de, por vezes, surgirem erros. No entanto, estas diferenças podem ser originadas por más decisões tomadas pela empresa.

A análise PCA conclui pelos factos abordados pela rede neuronal, confirmando-se, assim, que nas duas empresas é possível identificar óleos que foram substituídos muito cedo e óleos que foram substituídos com um elevado grau de deterioração.

Em conclusão dessa mesma análise, confirma-se que a empresa B substitui o óleo relativamente mais cedo do que a empresa A, confirmando-se, através do método PCA, que a empresa B muda o óleo no intervalo de 30% a 59% do limite da sua deterioração e a empresa A ultrapassa o limite estabelecido pela fabricante.

Desta forma, é possível sustentar as conclusões retiradas dos modelos da rede neuronal, sem deixar dúvidas às empresas analisadas.

---

## 5 - Conclusões

Como conclusão do presente trabalho retira-se a importância da monitorização das condições do óleo nos motores Diesel, nas duas empresas de transportes públicos analisadas.

O uso de RNA permitiu aprender e executar a um nível semelhante ao dos técnicos e especialistas humanos.

Assim, com as propostas dos modelos de RNA e dos dados disponibilizados pelas empresas, onde se avaliaram 21 variáveis, foi possível chegar a uma previsão das condições do óleo que, posteriormente, se compararam com os diagnósticos estipulados pelas empresas.

Através do estudo retiraram-se várias conclusões que permitiram compreender como funciona a manutenção dentro de cada uma das empresas, bem como os erros que cada uma possivelmente está a cometer.

No caso da empresa A, chegou-se à conclusão de que a mesma substitui os óleos muito mais tarde do que aquilo que seria considerado normal. Esta prática leva a que exista um maior desgaste e, em casos extremos, a falha do veículo.

No que respeita à empresa B, a conclusão é contrária à análise anterior, uma vez que esta empresa substitui o óleo mais cedo do que o esperado. Neste caso, as consequências não são tão perigosas, mas a mudança do óleo quando este está em condições de ser usado acarreta custos económicos e ambientais que deveriam ser evitados.

Assim, devido a todas as conclusões retiradas ao longo do desenvolvimento deste trabalho compreende-se que o uso de modelos de RNA pode apoiar a decisão de executar uma melhor política de manutenção de condição, com predição e ainda evitar possíveis erros humanos.

Em futuras pesquisas podem-se fazer melhorias, como o uso de modelos com um maior número de dados para uma aprendizagem mais eficiente e o uso de um modelo que permita automatizar o processo de decisão.



## Bibliografia

BALACA, Paulo - **Organização e Gestão da Manutenção dos Ativos Físicos do Projeto Sonaref**: Instituto Superior de Engenharia de Coimbra, (2015) [Consult. 22 mai. 2019]. Disponível em WWW:<URL:[http://files.isec.pt/DOCUMENTOS/SERVICOS/BIBLIO/Teses/Tese\\_Mest\\_Paulo-Balaca.pdf](http://files.isec.pt/DOCUMENTOS/SERVICOS/BIBLIO/Teses/Tese_Mest_Paulo-Balaca.pdf)>

BRITO, Mário - **Manutenção: Manual Pedagógico PRONACI**. Eurisko Estudos, Projectos e Consultoria, S.A. (2003) pag. 8–10. Eurisko – Estudos, Projectos e Consultoria, S.A. PRONACI – Programa Nacional de Qualificação de Chefias Intermédias. AEP – Associação Empresarial de Portugal. Depósito Legal: 195303/03. ISBN: 972-8702-12-4

BROWN, P. AND SONDALINI, M. - **The Evolution of Maintenance Practices**. Lifetime Reliability Solutions. (2016). [Consult. 22 mai. 2019]. [http://www.lifetime-reliability.com/free-articles/maintenance-management/Evolution\\_of\\_Maintenance\\_Practices.pdf](http://www.lifetime-reliability.com/free-articles/maintenance-management/Evolution_of_Maintenance_Practices.pdf)

CABRAL, J. P. - **Organização e Gestão da Manutenção**. Lisboa: Lidel, 2006. ISBN: 9789727574407

CESAR, Roberto Marcondes; FONTOURA COSTA, Luciano DA - **An introduction to neural networks**. Neurocomputing. ISSN 09252312. volume:14 (2002) pag.101–104. doi: 10.1016/s0925-2312(96)00046-x.

CHRISTIANSEN, Bryan - **A Complete Guide To Predictive Maintenance** (2019). [Consult. 15 mai. 2019]. Disponível em WWW:<URL:<https://limblecmms.com/blog/predictive-maintenance/>>.

DACOMBE, James - **An introduction to Artificial Neural Networks (with examples)** (2017). [Consult. 15 mai. 2019]. Disponível em WWW:<URL:<https://medium.com/@jamesdacombe/an-introduction-to-artificial-neural-networks-with-example-ad459bb6941b>>.

FARINHA, José Torres - **A Terologia e as Novas Ferramentas de Gestão**. Monitor ed (2011). ISBN: 9789729413827

FERNANDES, M. Á. - **O papel da tecnologia na evolução da manutenção**

**industrial** (2013). [Consult. 18 mai. 2019]. Disponível em WWW:<URL:<https://portalerp.com/o-papel-da-tecnologia-na-evolucao-da-manutencao-industrial>>.

FERREIRA, L. A. - **Uma introdução à Manutenção**. Porto: Publindústria, 1998. ISBN: 9789729579448

GAJEWSKI, Jakub; VALIŠ, David - **The determination of combustion engine condition and reliability using oil analysis by MLP and RBF neural networks**. Tribology International. volume: 115 (2017) pag.557–572. doi: 10.1016/j.triboint.2017.06.032.

HAWKIN - **Intriguing properties of neural networks**, Christian Szegedy, Wojciech Zaremba, Ilya Sutskever, Joan Bruna, Dumitru Erhan, Ian Goodfellow, Rob Fergus (2014). [Consult. 29 abr. 2019]. Disponível em WWW:<URL:<https://arxiv.org/pdf/1312.6199v4.pdf>>.

HE, Yihai; Gu, Changchao; Chen, Zhaoxiang; Han, Xiao - **Integrated predictive maintenance strategy for manufacturing systems by combining quality control and mission reliability analysis**. International Journal of Production Research. ISSN 1366588X. volume:55 (2017) pag.5841–5862. doi: 10.1080/00207543.2017.1346843.

HONGXIANG, Tian; YUNTAO, Liu; XIANGJUN, Wu - **Application of Neural Network to Diesel Engine SOA**. Third International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation. ISSN: 2157-1481. volume:1 (2011) pag.555–558. doi: 10.1109/ICMTMA.2011.141

LATTARO, A. - **REDES NEURONAIS ARTIFICIAIS: O QUE SÃO? ONDE VIVEM? DO QUE SE ALIMENTAM?** Revista Programar. (2017) pag.59–61.

LAZZAROTTO, Lissandra Luvizão; OLIVEIRA, Alcione De Paiva; LAZZAROTTO, Joelsio José - **ASPECTOS TEÓRICOS DO DATA MINING E APLICAÇÃO DAS REDES NEURAIS EM PREVISÕES DE PREÇOS AGROPECUÁRIOS** (2012). [Consult. 15 abr. 2019]. Disponível em WWW:<URL:<https://ageconsearch.umn.edu/record/148202/files/681.pdf>>.

LEE, Jay *et al.* - **A systematic approach for predictive maintenance service design: methodology and applications**. International Journal of Internet Manufacturing and Services. ISSN 1751-6048. volume:2 (2010) pag.76. doi: 10.1504/ijims.2009.031341.

MAHANTA, Jahnavi - **Introduction to Neural Networks, Advantages and Applications** (2017). [Consult. 13 mai. 2019]. Disponível em WWW:<URL:<https://towardsdatascience.com/introduction-to-neural-networks-advantages-and-applications-96851bd1a207>>.

MAILLART, Lisa M.; POLLOCK, Stephen M. - **Cost-optimal condition-monitoring for predictive maintenance of 2-phase systems**. IEEE Transactions on Reliability. volume:51 (2002) pag.322–330. doi: 10.1109/TR.2002.801846.

MCCULLOCH, Warren; PITTS, Walter - **A Logical Calculus of Ideas Immanent in Nervous Activity**. Bulletin of Mathematical Biophysics. volume:5 (1943) pag.115–133. doi: 10.1007/BF02478259.

MONCHY, F. - **A Função Manutenção - Formação para a Gerência da Manutenção Industrial**. Durban Ltd ed. São Paulo (1989). ISBN: 8487022111

MORENGHI, Luiz Carlos Rodrigues - **Proposta de um sistema integrado de monitoramento para manutenção**. Universidade de São Paulo, 2005. [Consult. 29 abr. 2019]. Disponível em file:///C:/Users/Jose/Downloads/Dissert\_Morenghi\_LuizCR.pdf

MUHAMMAD, Syed *et al.* - **Levenberg-Marquardt Algorithm for Karachi Stock Exchange Share Rates Forecasting**. International Journal of Computer and Information Engineering Vol:2, No:4, 2008. Pp1330-1335. ISNI:0000000091950263

OLDEN, J. D.; JACKSON, D. A. - **Illuminating the “black box”: a randomization approach for understanding variable contributions in artificial neural networks**. Ecological Modelling (2002). [Consult. 29 abr. 2019]. Disponível em WWW:<URL:[http://dx.doi.org/10.1016/S0304-3800\(02\)00064-9](http://dx.doi.org/10.1016/S0304-3800(02)00064-9)>.

PEREIRA, Pedro Miguel De Sá - **Planos de Manutenção Preventiva** (2009). [Consult. 25 jan. 2017]. Disponível em WWW:<URL:<https://repositorio-aberto.up.pt/bitstream/10216/60372/1/000134625.pdf>>.

PHILLIPS, J. *et al.* - **Classifying machinery condition using oil samples and binary logistic regression**. Mechanical Systems and Signal Processing. ISSN 10961216. volume:60 (2015) pag.316–325. doi: 10.1016/j.ymssp.2014.12.020.

RANGANATHAN, Ananth - **The Levenberg-Marquardt Algorithm**. Tutorial on LM algorithm. volume:11, (2004), pag.101–110. doi: 10.1088/0004-637X/767/2/149.

Raposo, H.; Farinha, J. T.; Fonseca, I.; Galar, D. (2019): Predicting condition based on oil analysis – A case study. Tribology International. Volume 135, July 2019, Pages 65-74 ISSN 0301-679X. PII: S0301-679X(19)30049-0. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.triboint.2019.01.041>

READS, Smart - **Inteligência Artificial: Compreender em Que Consiste I.A. e o Que Implica a Aprendizagem das Máquinas**. Smart Reads (2017). eBook Kindle. ASIN: B072K8L6CK

RODRIGUES, João; COSTA, Inês; FARINHA, J. Torres; MENDES, Mateus; MARGALHO, Luís - **Modelling Diesel Engine Oil Condition Using Artificial Neural Networks** (2019) Em eMaintenance 2019. Stockholm, Suécia

RODRIGUES, João - **Análise Multivariada de Óleos Lubrificantes**. Dissertação de Mestrado. Instituto Superior de Engenharia de Coimbra (2019)

RODRIGUES, João; COSTA, Inês; FARINHA, J. Torres; MENDES, Mateus; MARGALHO, Luís - **Analysis of oil's condition - A comparative study using Artificial Neural Networks and Principal Component Analysis**. Neural Computing and Applications. (2019)

SACRISTÁN, F. R. - **Gestão de Manutenção Mecânica e Elétrica na Indústria e nas Oficinas**. (1975). ISBN: 9789726411024

SANTOS, Gil - **P-F Curve** (2017). [Consult. 13 mai. 2019]. Disponível em WWW:<URL:<http://manutencaoindustrialmoderna.blogspot.com/2017/03/curva-p-f.html>>.

SELLITO, M. A. - **Formulação estratégica da manutenção industrial com base na confiabilidade dos equipamentos**. Revista Produção (2005) pag. 44–59.

SHARMA, S. - **Towards Data Science** (2017). [Consult. 12 jan. 2019]. Disponível em WWW:<URL:<https://towardsdatascience.com/what-the-hell-is-perceptron-626217814f53>>.

SILVA, Leandro Nunes De Castro - **Análise e Síntese de Estratégias de Aprendizado para Redes Neurais Artificiais** (1998). [Consult. 19 mai. 2019]. Disponível em WWW:<URL:[file:///C:/Users/ricar/Downloads/indice \(2\).pdf](file:///C:/Users/ricar/Downloads/indice%20(2).pdf)>.

SULEIMAN, Ahmed Ramadan; NEHDI, Moncef L. - **Modeling self-healing of**

**concrete using hybrid genetic algorithm-artificial neural network** (2017). [Consult. 22 mai. 2019]. Disponível em WWW:<URL:file:///C:/Users/Alexandre Pires/Downloads/OpenAccessmaterialselfhealingAhmed.pdf>.

NP EN 13306 (2017). *Terminologia da Manutenção*. Instituto Português de Qualidade (IPQ).



## Anexo A – Tabelas da análise comparativa dos diagnósticos<sup>5</sup>

Tabela 17- Comparação dos valores de diagnóstico obtidos pela Empresa A e dos valores obtidos na simulação da rede para a Empresa A

Número do autocarro	Diagnóstico da empresa A	Diagnóstico da rede neuronal	Diagnóstico final da rede	Erro quadrático médio (MSE)
122	✓	1.00	✓	0.00
	✓	1.01	✓	0.00
203	△	1.40	✓	0.18
	✓	1.00	✓	0.00
214	✓	1.00	✓	0.00
	✗	3.00	✗	0.00
	✓	1.02	✓	0.00
	✓	1.01	✓	0.00
219	✓	1.00	✓	0.00
246	✗	2.91	✗	0.00
	✓	1.05	✓	0.00
247	△	2.02	△	0.00
248	△	2.02	△	0.00
249	✓	1.03	✓	0.00
251	✓	1.05	✓	0.00
252	△	2.08	△	0.00
254	✗	3.00	✗	0.00
259	✗	3.00	✗	0.00
260	✗	3.00	✗	0.00
265	✗	3.00	✗	0.00
266	✓	1.01	✓	0.00
	✓	1.03	✓	0.00
	△	1.57	△	0.09
267	△	2.07	△	0.00
	✗	3.16	✗	0.01
270	✓	1.00	✓	0.00
	✓	0.67	✓	0.06
	✗	2.99	✗	0.00
	✗	2.81	✗	0.02

<sup>5</sup> Todas os sombreados a cinzento representam os erros obtidos na realização dos testes

282	✓	0.89	✓	0.01
283	✗	2.61	✗	0.07
	△	1.97	△	0.00
289	✗	2.49	△	0.13
	✗	2.76	✗	0.03
290	✓	1.02	✓	0.00
294	✓	0.94	✓	0.00
	△	1.88	△	0.01
297	△	2.18	△	0.02
209	✗	2.87	✗	0.01
	△	2.20	△	0.02
301	✓	1.00	✓	0.00
	✗	2.89	✗	0.01
	△	1.99	△	0.00
304	✗	3.28	✗	0.04
	✓	1.02	✓	0.00
	△	1.95	△	0.00
	✓	1.12	✓	0.01

Tabela 18- Comparação dos valores de diagnóstico obtidos pela Empresa B e dos valores obtidos pela rede através da simulação para a Empresa B, no entanto com o treino realizado para a empresa A

Número do autocarro	Diagnóstico da empresa B	Diagnóstico da rede neuronal	Diagnóstico final da rede	Erro quadrático médio (MSE)
2175	✓	1.01	✓	0.00
	✓	1.01	✓	0.00
	△	1.00	✓	0.50
	✓	1.00	✓	0.00
1730	✓	1.00	✓	0.00
	✓	1.00	✓	0.00
	✓	1.01	✓	0.00
	✓	1.00	✓	0.00
1764	✓	1.00	✓	0.00
	✓	1.00	✓	0.00
	✓	1.00	✓	0.00
	✓	1.00	✓	0.00
1778	✓	1.00	✓	0.00
	✓	1.01	✓	0.00
	✓	1.06	✓	0.00



	✓	1.00	✓	0.00
1739	✓	1.00	✓	0.00
	✓	1.00	✓	0.00
	✓	1.00	✓	0.00
	✓	1.00	✓	0.00
2159	✗	1.00	✓	2.00
	△	1.00	✓	0.50
	△	1.00	✓	0.50
	△	1.00	✓	0.50
2136	✗	1.00	✓	2.00
	✗	1.01	✓	1.98
	✗	1.00	✓	1.99
	✗	1.00	✓	2.00
1737	✓	1.00	✓	0.00
	✓	1.00	✓	0.00
	✓	1.00	✓	0.00
	✓	1.00	✓	0.00
2148	✗	2.31	△	0.24
	✗	1.00	✓	2.00
	△	1.00	✓	0.50
	✗	1.00	✓	1.99
2131	✗	1.78	△	0.74
	✗	1.16	✓	1.69
	✓	1.00	✓	0.00
	✗	1.03	✓	1.95
1814	✓	1.00	✓	0.00
	✓	1.01	✓	0.00
	✓	1.01	✓	0.00
	✓	1.01	✓	0.00
2169	△	1.06	✓	0.44
	△	1.00	✓	0.50
	✓	1.01	✓	0.00
	✗	1.00	✓	1.99
2128	✗	1.03	✓	1.95
	✗	1.00	✓	1.99
	△	1.00	✓	0.50
	✗	1.01	✓	1.97
	✓	1.00	✓	0.00

2150	X	1.35	✓	1.37
	Δ	1.00	✓	0.50
	Δ	1.02	✓	0.48
2152	X	1.07	✓	1.85
	X	1.00	✓	2.00
	X	1.00	✓	2.00
	Δ	1.00	✓	0.50
2127	X	1.11	✓	1.79
	X	3.63	X	0.20
	Δ	1.01	✓	0.49
	Δ	1.00	✓	0.50
2119	X	2.93	X	0.00
	X	1.00	✓	2.00
	Δ	1.00	✓	0.50
	Δ	1.00	✓	0.50
1708	✓	1.25	✓	0.03
	✓	1.00	✓	0.00
	✓	1.00	✓	0.00
	✓	1.00	✓	0.00
1727	✓	1.02	✓	0.00
	✓	1.00	✓	0.00
	✓	1.01	✓	0.00
	✓	1.00	✓	0.00
1743	✓	1.01	✓	0.00
	✓	1.01	✓	0.00
	✓	1.00	✓	0.00
	✓	1.01	✓	0.00
1734	X	5.18	X	2.37
	✓	1.00	✓	0.00
	✓	1.01	✓	0.00
	✓	1.00	✓	0.00
2160	X	3.79	X	0.31
	X	1.23	✓	1.57
	X	1.00	✓	2.00
	X	1.07	✓	1.86

**Tabela 19- Comparação dos valores de diagnósticos obtidos pela Empresa B e dos valores obtidos na simulação da rede para a Empresa B**

Número do autocarro	Diagnóstico da empresa B	Diagnóstico da rede neuronal	Diagnóstico final da rede	Erro quadrático médio (MSE)
2175	✓	1.55	△	0.15
	✓	1.59	△	0.17
	△	1.79	△	0.02
	✓	1.28	✓	0.04
1730	✓	0.96	✓	0.00
	✓	1.05	✓	0.00
	✓	1.08	✓	0.00
	✓	1.18	✓	0.02
1764	✓	1.04	✓	0.00
	✓	1.09	✓	0.00
	✓	0.97	✓	0.00
	✓	1.09	✓	0.00
1778	✓	0.86	✓	0.01
	✓	1.05	✓	0.00
	✓	1.92	△	0.42
	✓	1.04	✓	0.00
1739	✓	0.97	✓	0.00
	✓	1.02	✓	0.00
	✓	1.01	✓	0.00
	✓	1.24	✓	0.03
2159	✗	2.94	✗	0.00
	△	1.78	△	0.02
	△	2.08	△	0.00
	△	1.86	△	0.01
2136	✗	3.25	✗	0.03
	✗	3.00	✗	0.00
	✗	2.45	△	0.15
	✗	2.83	✗	0.01
1737	✓	1.12	✓	0.01
	✓	1.03	✓	0.00
	✓	0.88	✓	0.01
	✓	0.98	✓	0.00
2148	✗	3.20	✗	0.02
	✗	3.05	✗	0.00
	△	2.13	△	0.01

	X	2.90	X	0.00
2131	X	3.03	X	0.00
	X	2.74	X	0.03
	✓	1.44	✓	0.10
	X	2.91	X	0.00
1814	✓	1.24	✓	0.03
	✓	1.15	✓	0.01
	✓	1.19	✓	0.02
	✓	1.15	✓	0.01
2169	△	2.02	△	0.00
	△	2.22	△	0.02
	✓	2.46	△	1.07
	X	2.49	△	0.13
2128	X	2.77	X	0.03
	X	2.71	X	0.04
	△	1.83	△	0.01
	X	2.84	X	0.01
2150	✓	1.14	✓	0.01
	X	3.06	X	0.00
	△	2.19	△	0.02
	△	2.20	△	0.02
2152	X	2.97	X	0.00
	X	2.72	X	0.04
	X	3.64	X	0.21
	△	2.12	△	0.01
2127	X	3.32	X	0.05
	X	3.06	X	0.00
	△	1.88	△	0.01
	△	1.91	△	0.00
2119	X	3.04	X	0.00
	X	3.06	X	0.00
	△	1.99	△	0.00
	△	2.05	△	0.00
1708	✓	1.00	✓	0.00
	✓	0.97	✓	0.00
	✓	1.13	✓	0.01
	✓	1.06	✓	0.00
1727	✓	0.96	✓	0.00

	✓	1.15	✓	0.01
	✓	0.98	✓	0.00
	✓	1.05	✓	0.00
1743	✓	0.98	✓	0.00
	✓	0.95	✓	0.00
	✓	0.98	✓	0.00
	✓	1.15	✓	0.01
1734	✗	2.92	✗	0.00
	✓	1.00	✓	0.00
	✓	1.00	✓	0.00
	✓	1.04	✓	0.00
2160	✗	2.65	✗	0.06
	✗	2.84	✗	0.01
	✗	3.14	✗	0.01
	✗	4.13	✗	0.64

Tabela 20- Comparação dos valores de diagnóstico obtidos pela Empresa A e dos valores obtidos pela rede através da simulação para a Empresa A, no entanto com o treino realizado para a empresa B

Número do autocarro	Diagnóstico da empresa SMTUC	Diagnóstico da rede neuronal	Diagnóstico final da rede	Erro quadrático médio (MSE)
122	✓	2.02	Δ	0.52
	✓	1.85	Δ	0.36
203	Δ	2.81	✗	0.33
	✓	2.05	Δ	0.55
214	✓	3.95	✗	4.36
	✗	3.53	✗	0.14
	✓	2.67	✗	1.40
	✓	2.84	✗	1.69
219	✓	2.18	Δ	0.69
246	✗	3.24	✗	0.03
	✓	5.75	✗	11.29
247	Δ	4.43	✗	2.95
248	Δ	5.91	✗	7.66
249	✓	5.42	✗	9.78
251	✓	4.53	✗	6.24
252	Δ	5.48	✗	6.06
254	✗	3.91	✗	0.42
259	✗	4.48	✗	1.10

260	X	5.33	X	2.72
265	X	2.59	X	0.08
266	✓	3.30	X	2.64
	✓	5.07	X	8.30
	Δ	5.52	X	6.19
267	Δ	4.95	X	4.36
	X	5.42	X	2.92
270	✓	3.99	X	4.46
	✓	5.65	X	10.81
	X	2.60	X	0.08
282	X	5.44	X	2.97
	✓	5.54	X	10.30
283	X	0.06	✓	4.31
	Δ	5.08	X	4.75
289	X	5.61	X	3.42
	X	5.57	X	3.29
290	✓	5.68	X	10.94
294	✓	2.59	X	1.26
	Δ	3.09	X	0.60
297	Δ	5.39	X	5.75
209	X	2.65	X	0.06
	Δ	4.83	X	4.00
301	✓	3.27	X	2.58
	X	3.25	X	0.03
	Δ	4.40	X	2.88
304	X	2.97	X	0.00
	✓	4.79	X	7.19
	Δ	4.49	X	3.09
	✓	2.60	X	1.27

Tabela 21- Comparação dos valores de diagnóstico obtidos pelas Empresas A e B em conjunto, e dos valores obtidos através da simulação da rede para a Empresa A e B em conjunto

Número do autocarro	Diagnóstico da empresa A e B	Diagnóstico da rede neuronal	Diagnóstico final da rede	Erro quadrático médio (MSE)
122	✓	1.32	✓	0.05
	✓	0.94	✓	0.00
	Δ	1.62	Δ	0.07

203	✓	1.28	✓	0.04
214	✓	1.47	✓	0.11
	✗	2.52	✗	0.11
	✓	1.20	✓	0.02
	✓	1.33	✓	0.05
219	✓	0.97	✓	0.00
246	✗	2.34	Δ	0.22
	✓	1.93	Δ	0.43
247	Δ	2.02	Δ	0.00
248	Δ	2.12	Δ	0.01
249	✓	1.51	Δ	0.13
251	✓	1.37	✓	0.07
252	Δ	2.45	Δ	0.10
254	✗	3.02	✗	0.00
259	✗	3.34	✗	0.06
260	✗	2.84	✗	0.01
265	✗	2.41	Δ	0.17
266	✓	1.89	Δ	0.40
	✓	1.59	Δ	0.17
	Δ	2.08	Δ	0.00
267	Δ	1.54	Δ	0.11
	✗	2.59	✗	0.08
270	✓	1.10	✓	0.01
	✓	1.60	Δ	0.18
	✗	2.25	Δ	0.28
282	✗	3.16	✗	0.01
	✓	1.67	Δ	0.22
283	✗	2.88	✗	0.01
	Δ	2.21	Δ	0.02
289	✗	2.86	✗	0.01
	✗	3.05	✗	0.00
290	✓	1.72	Δ	0.26
294	✓	1.38	✓	0.07
	Δ	1.74	Δ	0.03
297	Δ	2.21	Δ	0.02
209	✗	2.65	✗	0.06
	Δ	2.11	Δ	0.01

301	✓	1.36	✓	0.07
	✗	2.64	✗	0.06
	△	1.28	✓	0.26
304	✗	1.92	△	0.58
	✓	1.46	✓	0.11
	△	1.74	△	0.03
	✓	1.18	✓	0.02
2175	✓	1.72	△	0.26
	✓	1.55	△	0.15
	△	1.73	△	0.04
	✓	1.56	△	0.16
1730	✓	1.08	✓	0.00
	✓	1.13	✓	0.01
	✓	1.03	✓	0.00
	✓	1.03	✓	0.00
1764	✓	1.28	✓	0.04
	✓	1.30	✓	0.04
	✓	1.08	✓	0.00
	✓	1.04	✓	0.00
1778	✓	0.93	✓	0.00
	✓	1.08	✓	0.00
	✓	1.48	✓	0.12
	✓	1.04	✓	0.00
1739	✓	1.01	✓	0.00
	✓	1.07	✓	0.00
	✓	1.09	✓	0.00
	✓	1.12	✓	0.01
2159	✗	2.41	△	0.17
	△	1.52	△	0.11
	△	1.91	△	0.00
	△	1.88	△	0.01
2136	✗	2.72	✗	0.04
	✗	2.68	✗	0.05
	✗	2.20	△	0.32
	✗	2.46	△	0.15
173	✓	1.05	✓	0.00
	✓	1.01	✓	0.00
	✓	0.97	✓	0.00



	✓	0.98	✓	0.00
2148	✗	3.23	✗	0.03
	✗	2.47	△	0.14
	△	1.98	△	0.00
	✗	2.33	△	0.23
2131	✗	3.37	✗	0.07
	✗	2.30	△	0.24
	✓	1.81	△	0.33
	✗	2.62	✗	0.07
1814	✓	1.22	✓	0.02
	✓	0.95	✓	0.00
	✓	1.05	✓	0.00
	✓	0.98	✓	0.00
2169	△	1.78	△	0.00
	△	2.30	△	0.05
	✓	2.24	△	0.76
	✗	2.20	△	0.32
2128	✗	2.14	△	0.37
	✗	2.39	△	0.19
	△	1.61	△	0.08
	✗	1.90	△	0.60
2150	✓	0.98	✓	0.00
	✗	3.18	✗	0.02
	△	2.06	△	0.00
	△	1.95	△	0.00
2152	✗	3.35	✗	0.06
	✗	2.17	△	0.34
	✗	2.90	✗	0.00
	△	2.32	△	0.05
2127	✗	3.38	✗	0.07
	✗	2.67	✗	0.06
	△	1.97	△	0.00
	△	1.74	△	0.03
2119	✗	3.43	✗	0.09
	✗	2.39	△	0.19
	△	2.22	△	0.02
	△	2.07	△	0.00
	✓	0.83	✓	0.01

1708	✓	0.92	✓	0.00
	✓	1.02	✓	0.00
	✓	1.01	✓	0.00
1727	✓	1.11	✓	0.01
	✓	1.14	✓	0.01
	✓	1.08	✓	0.00
	✓	1.11	✓	0.01
1743	✓	0.97	✓	0.00
	✓	0.95	✓	0.00
	✓	0.78	✓	0.00
	✓	0.94	✓	0.02
1734	✗	2.73	✗	0.04
	✓	1.12	✓	0.01
	✓	0.88	✓	0.01
	✓	0.93	✓	0.00
2160	✗	3.30	✗	0.04
	✗	2.97	✗	0.00
	✗	2.84	✗	0.01
	✗	2.51	✗	0.12

Tabela 22- Comparação dos valores de diagnóstico obtidos pelo *ABbalanced* (Empresa A (47 amostras) e B (47 amostras)), com o total de 94 amostras, e dos valores obtidos através da simulação da rede para o projeto *ABbalanced*

Número do autocarro	Diagnóstico da empresa SMTUC	Diagnóstico da rede neuronal	Diagnóstico final da rede	Erro quadrático médio (MSE)
122	✓	1.17	✓	0.01
	✓	1.46	✓	0.11
203	△	2.15	△	0.01
	✓	1.54	△	0.15
214	✓	1.26	✓	0.03
	✗	2.92	✗	0.00
	✓	1.36	✓	0.07
	✓	1.31	✓	0.05
219	✓	1.40	✓	0.08
246	✗	3.22	✗	0.02
	✓	1.59	△	0.17
247	△	2.31	△	0.05
248	△	1.93	△	0.00

249	✓	1.32	✓	0.05
251	✓	1.32	✓	0.05
252	△	2.34	△	0.06
254	✗	3.12	✗	0.01
259	✗	3.37	✗	0.07
260	✗	3.10	✗	0.01
265	✗	2.99	✗	0.00
266	✓	1.35	✓	0.06
	✓	1.32	✓	0.05
	△	1.76	△	0.03
267	△	2.38	△	0.07
	✗	2.97	✗	0.00
270	✓	1.30	✓	0.04
	✓	1.48	✓	0.12
	✗	2.98	✗	0.00
282	✗	2.91	✗	0.00
	✓	1.43	✓	0.09
283	✗	2.77	✗	0.03
	△	2.21	△	0.02
289	✗	2.90	✗	0.00
	✗	3.03	✗	0.00
290	✓	1.67	△	0.22
294	✓	0.92	✓	0.00
	△	1.40	✓	0.18
297	△	2.21	△	0.02
209	✗	2.92	✗	0.00
	△	2.00	△	0.00
301	✓	1.36	✓	0.06
	✗	3.01	✗	0.00
	△	1.24	✓	0.29
304	✗	2.66	✗	0.06
	✓	1.28	✓	0.04
	△	1.60	△	0.08
	✓	1.24	✓	0.03
2175	△	1.86	△	0.01
1730	✓	0.96	✓	0.00
	✓	1.24	✓	0.03
1764	✓	1.01	✓	0.00

1778	✓	1.05	✓	0.00
	✓	0.97	✓	0.00
	✓	0.93	✓	0.00
1739	✓	0.82	✓	0.02
	✓	1.06	✓	0.00
	✓	0.99	✓	0.00
	✓	1.12	✓	0.01
2159	✗	2.81	✗	0.02
	△	1.69	△	0.05
	△	2.14	△	0.01
	△	2.06	△	0.00
2136	✗	3.03	✗	0.00
	✗	2.48	△	0.14
	✗	2.64	✗	0.06
1737	✓	0.99	✓	0.00
	✓	1.09	✓	0.00
	✓	0.93	✓	0.00
2148	✗	3.11	✗	0.01
	✗	3.04	✗	0.00
	△	1.74	△	0.03
	✗	2.82	✗	0.02
2131	✗	2.83	✗	0.01
	✗	2.89	✗	0.01
	✓	1.83	△	0.34
	✗	2.67	✗	0.06
1814	✓	1.00	✓	0.00
	✓	0.97	✓	0.00
	✓	1.03	✓	0.00
	✓	1.08	✓	0.00
2169	△	2.11	△	0.01
	△	2.53	✗	0.14
	✓	2.08	△	0.58
	✗	2.34	△	0.22
2128	✗	2.57	✗	0.09
	△	1.82	△	0.02
	✗	2.20	△	0.32
2150	✓	1.06	✓	0.00
	✗	3.12	✗	0.01

	Δ	2.32	Δ	0.05
	Δ	2.11	Δ	0.01
2152	X	2.85	X	0.01
	X	2.66	X	0.06
	X	2.96	X	0.00

## Anexo B – Score das variáveis calculado com *Connection Weight Approach*

Tabela 23- Representação dos pesos atribuídos às variáveis para o modelo da Empresa A

VARIÁVEL	SCORE	VARIÁVEL	SCORE
TEOR EM NA	5.09	TEOR EM SN	-0.24
TEOR EM FE	4.28	TEOR EM CR	-0.31
TEOR EM SI	2.99	TEOR EM NI	-0.40
TEOR EM MO	2.47	FULIGEM	-0.77
VISCOSIDADE	1.94	SULFATAÇÃO	-1.01
COMBUSTÍVEL	1.83	TEOR EM CU	-1.15
OXIDAÇÃO	0.54	TBN	-1.18
TEOR EM PB	0.53	NITRAÇÃO	-1.83
ANTICONGELANTE	0.00	TEOR EM AL	-2.34
TEOR EM V	0.00	PQ INDEX	-3.31
TEOR DE ÁGUA	-0.23		

Tabela 24- Representação dos pesos atribuídos às variáveis para o modelo da Empresa B

VARIÁVEL	SCORE	VARIÁVEL	SCORE
OXIDAÇÃO	1.35	TEOR V	-0.34
TEOR CU	1.23	PQ INDEX	-0.36
TEOR PB	0.78	TEOR FE	-0.44
TEOR SN	0.35	TEOR DE ÁGUA	-0.47
NITRAÇÃO	0.23	TEOR NA	-0.53
TBN	0.15	TEOR NI	-0.59
TEOR SI	0.04	TEOR AL	-0.64
ANTICONGELANTE	0.00	SULFATAÇÃO	-0.74

<b>TEOR MO</b>	-0.12	<b>VISCOSIDADE</b>	-1.19
<b>COMBUSTIVEL</b>	-0.19	<b>FULIGEM</b>	-2.77
<b>TEOR CR</b>	-0.20		

Tabela 25- Representação dos pesos atribuídos às variáveis para o modelo da Empresa A e B

VARIÁVEL	SCORE	VARIÁVEL	SCORE
<b>TEOR NI</b>	0.66	<b>TEOR SI</b>	-0.57
<b>TEOR CU</b>	0.48	<b>TEOR MO</b>	-0.58
<b>TEOR AL</b>	0.46	<b>SULFATAÇÃO</b>	-0.62
<b>TEOR V</b>	0.29	<b>VISCOSIDADE</b>	-0.68
<b>TEOR PB</b>	0.22	<b>TEOR CR</b>	-0.74
<b>PQ INDEX</b>	0.08	<b>TEOR FE</b>	-0.97
<b>OXIDAÇÃO</b>	-0.11	<b>TEOR DE ÁGUA</b>	-1.03
<b>NITRAÇÃO</b>	-0.16	<b>COMBUSTÍVEL</b>	-1.50
<b>ANTICONGELANTE</b>	-0.17	<b>TEOR NA</b>	-1.83
<b>TBN</b>	-0.24	<b>FULIGEM</b>	-2.34
<b>TEOR SN</b>	-0.56		

Tabela 26- Representação dos pesos atribuídos às variáveis para o modelo *ABbalanced* (94 amostras, com 47 amostras de Empresa A e da Empresa B)

VARIÁVEL	SCORE	VARIÁVEL	SCORE
<b>TEOR NA</b>	2.41	<b>TEOR V</b>	0.23
<b>TEOR SI</b>	2.36	<b>TBN</b>	0.20
<b>FULIGEM</b>	2.22	<b>TEOR MO</b>	0.17
<b>VISCOSIDADE</b>	1.58	<b>OXIDAÇÃO</b>	-0.70
<b>TEOR FE</b>	0.95	<b>TEOR PB</b>	-0.83

<b>SULFATAÇÃO</b>	0.84	<b>TEOR AL</b>	-1.10
<b>TEOR NI</b>	0.83	<b>TEOR CR</b>	-1.15
<b>NITRAÇÃO</b>	0.52	<b>TEOR SN</b>	-1.23
<b>COMBUSTÍVEL</b>	0.50	<b>ANTICONGELANTE</b>	-1.53
<b>TEOR DE ÁGUA</b>	0.47	<b>TEOR CU</b>	-1.97
<b>PQ INDEX</b>	0.35		